UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie électrique et de génie informatique

# Dimensionnement de bloc-batterie basé sur la configuration série/parallèle comme un problème d'optimisation contraint

Mémoire de maitrise
Spécialité : génie électrique

Louis Pelletier

Sherbrooke (Québec) Canada

Août 2019

# MEMBRES DU JURY

João Pedro Trovão

Directeur

Ruben Gonzalez-Rubio

Évaluateur

Carlos Henggeler Antunes

Évaluateur

# RÉSUMÉ

Bien que les véhicules électriques soient de plus en plus présents sur les routes et que la majorité des manufacturiers automobiles préparent leur stratégie d'électrification, un élément en particulier représente toujours un défi de taille. Malgré les avancées des dernières années sur la technologie des accumulateurs au lithium-ion, produire un bloc-batterie contenant assez d'énergie et de puissance à un coût raisonnable pour rivaliser avec les moteurs à combustion n'est pas une tâche simple. De plus, avec le nombre de modèles, de format et de chimie qui ne cesse d'augmenter, évaluer toutes les possibilités devient une tâche titanesque sans l'aide d'un ordinateur. Traditionnellement, l'essai-erreur était très populaire pour le design de bloc-batterie, mais grâce aux puissances de calcul disponible aujourd'hui, l'optimisation devient une solution de plus en plus populaire pour améliorer chaque aspect de celui-ci. On remarque que la première phase du design, potentiellement la plus importante, où le choix des cellules et de configurations séries-parallèles est fait est souvent négligée. En automatisant le calcul des solutions faisables et l'optimisation pour obtenir le maximum d'information concernant le design, beaucoup de temps peut être sauvé avant de passé aux analyses d'ingénierie approfondie. Ce projet de recherche propose une nouvelle méthodologie de dimensionnement de bloc-batterie voulant répondre à ce problème.

La méthodologie présentée dans ce projet de recherche est divisée en 2 parties. Tout d'abord, un *Constraint Satisfaction Problem (CSP)* est utilisé en combinaison avec la représentation $N_s/N_p$ pour produire l'ensemble des solutions faisables selon les contraintes énoncées par le concepteur. Cette première étape sert principalement à éliminer tous les designs qui ne respectent pas les contraintes du véhicule. Par la suite, le résultat de ce CSP agit comme intrant pour un *Constrained Optimization Problem (COP)* qui ajoute une couche d'optimisation pour extraire le maximum d'informations sur les meilleurs designs potentiels. Pour obtenir les solutions non dominées, le problème multi-objectif est transformé en mono-objectif par des fonctions scalaires. En combinant plusieurs sommes pondérées évaluées avec des poids différents ainsi que l'évaluation de métriques $L_1$ et $L_\infty$, cela permet d'obtenir un front de Pareto plus diversifié. De plus, les métriques sont calculées à partir d'un point de référence qui permet de refléter les préférences du concepteur dans l'algorithme d'optimisation. Pour faciliter le travail du concepteur, la méthodologie est implémentée à l'intérieur d'une interface graphique programmée avec MATLAB. Celle-ci permet de contrôler directement le processus de sélection des contraintes et l'optimisation en plus de donner accès à sept modèles de cellules différentes. Pour démontrer l'efficacité de la méthodologie, celle-ci est appliquée sur un cas réel de dimensionnement pour une moto électrique de course. Chaque étape y est décrite pour mieux comprendre le processus d'obtention de l'ensemble des solutions faisables et d'optimisation. Les résultats démontrent que la sélection d'une configuration séries-parallèles n'est pas triviale. Dans le front de Pareto obtenu, la métrique $L_1$ a été choisi pour sa nature compensatoire, pour un design équilibré de bloc-batterie pour une moto électrique.

**Mots-clés :** Multi-objectif, blocs-batterie, véhicule électrique, optimisation, CSP, COP

# ABSTRACT

**Battery pack sizing based on series/parallel configurations as a constrained optimization problem**

While electric vehicles are more and more present on the roads and the majority of automotive manufacturers are preparing their electrification strategies, one element in particular still represents a major challenge. Despite major advancements in the past years in the lithium-ion battery technology, producing a battery pack containing enough energy and power with a reasonable cost to rivalize with internal combustion engines is not a trivial endeavour. Moreover, with the ever increasing number of cell models, format and chemistry, evaluating every possible combination is becoming increasingly difficult to do without automation. Traditionally, trial and error was the method of choice for the design of battery packs but with the help of the increasing computing power available today, optimization is becoming a very popular method to better every aspect of the design. Its been noted that the in the first phase of the design, potentially the most important, the choice of cell and series-parallel configuration is often neglected. By automating this part of the process and by giving as much information as possible to the designer, a lot of time can be saved before going into in-depth engineering analyses. This research project proposes a new methodology for the sizing of battery packs.

The methodology presented in this research project is divided into two parts. First, a *Constraint Satisfaction Problem (CSP)* is used in combination with the $N_s/N_p$ representation to produce the feasible set of solutions that meets the selected constraints. This first step is used to eliminate all the designs that do not meet the vehicles requirements. Thereafter, the results of the CSP is used as inputs for a *Constrained Optimization Problem (COP)* that adds an optimization layer to extract as much information on the best available designs. To obtain the non-dominated solutions, the multi-objective problem is scalarized to a mono-objective problem. By combining many weighted sums evaluated with different sets of weights and by also evaluating the $L_1$ and $L_\infty$ metrics, this allows to obtain a diversified and broad Pareto front. Moreover, the metrics are calculated in respect to a reference point defined with engineering values to reflect the preferences of the designer in the optimization. To ease the work of the designer, the methodology is implemented within a Graphical User Interface programmed with MATLAB. This allows direct control over the selection of constraints and the optimization process while allowing the choice of seven different cells. To demonstrate to efficiency of the methodology, it is applied to a real case of battery pack sizing for an electric motorcycle. Every step is detailed to understand how the algorithm works, to understand how the feasible set solutions are obtained and how they are optimized. The results shows that the selecton of the series-parallel configurations is not a trivial choice. The choice was made based on the $L_1$ metric for its compensatory nature to obtain a balanced design.

**Keywords:** Multi-objective, Battery pack, Electric vehicles, optimization, CSP, COP

À mes parents qui m'ont appris à toujours donner le meilleur de soi-même et de toujours terminer ce que l'on commence.
À Julie, qui m'a supporté du début à la fin et sans qui je n'y serais jamais arrivé.

# REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier Éric Ménard de m'avoir offert l'opportunité ainsi que sa confiance pour la réalisation de ce projet. Merci à Normand Lebreux, Jasmin Rouleau, Bastien Mony, Marc-André Roux et Maxime Boisvert pour leur support. Merci à toute l'équipe du CTA de m'avoir acceuilli pendant mes études supérieures. Merci à AllCell Technologies pour le support apporté dans les travaux réalisés. Remerciement spécial pour mon directeur de maîtrise João Pedro Trovão pour son continuel support, sa disponibilité et ses efforts pour toujours nous amener plus loin dans nos réflexions. Je veux aussi remercier Félix-Antoine LeBel et Pascal Messier, les meilleurs collègues de laboratoire, pour votre franchise, votre expertise et votre support. Un remerciement particulier pour Professeur Ruben Gonzalez Rubio qui grâce à ses judicieux conseils a su me guider en début de projet vers des solutions fort prometteuses. Merci spécial à Professeur Carlos Henggeler Antunes pour son expertise hors-pair qui a permis d'amener le projet à un autre niveau et pour sa contribution très appréciée.

# TABLE DES MATIÈRES


**1 INTRODUCTION** **1**

1.1 Mise en contexte et problématique . . . 1
1.2 Description du projet de recherche . . . 2
1.3 Plan du mémoire . . . 3

**2 État de l'art** **5**

2.1 Système d'accumulation d'énergie . . . 5
2.1.1 Batterie lithium-ion . . . 5
2.1.2 Méthodes de dimensionnement de batterie lithium-ion . . . 9
2.2 Programmation par contraintes . . . 16
2.2.1 Problème de satisfaction de contraintes . . . 16
2.2.2 Problème d'optimisation contraint . . . 16
2.3 Optimisation multi-objectif . . . 17
2.3.1 Méthodes locales . . . 18
2.3.2 Méthodes globales . . . 18
2.3.3 Méthodes hybrides . . . 21
2.3.4 Méthodes bi-niveaux . . . 21
2.3.5 Approches scalaires . . . 23
2.4 Simulation et validation du concept . . . 24
2.4.1 Modèles de batterie lithium-ion . . . 24
2.4.2 Effets des modèles sur la précision des résultats . . . 25
2.4.3 Validation du concept . . . 25
2.5 Conclusion . . . 26

**3 Design d'un bloc batterie haute performence comme un problême de satisfaction de contraintes** **27**

3.1 Avant-propos . . . 27
3.1.1 Résumé . . . 28
3.2 Abstract . . . 29
3.3 Introduction . . . 29
3.4 Constraint Programming as a Design Tool . . . 31
3.4.1 Constraint Satisfaction Problem . . . 31
3.4.2 Battery Pack Sizing Framework . . . 31
3.4.3 Framework Implementation . . . 35
3.5 Case Study . . . 35
3.5.1 Project Specifications . . . 36
3.5.2 Results and Discussion . . . 36
3.6 Constraints Priorization and Relaxation . . . 39
3.7 Conclusion . . . 40
3.8 Acknowledgements . . . 41

**4 Dimensionnement d'un bloc-batterie basé sur la configuration séries/parallèles comme un problème d'optimisation contraint 43**

4.1 Avant-propos . . . 43
4.1.1 Résumé . . . 44
4.2 Abstract . . . 46
4.3 Introduction . . . 46
4.3.1 Motivation . . . 46
4.3.2 Litterature review . . . 47
4.3.3 Contributions . . . 49
4.3.4 Paper organization . . . 50
4.4 Methodological approach . . . 50
4.4.1 Constraint Satisfaction Problem . . . 50
4.4.2 Constrained Optmization Problem . . . 55
4.4.3 Solving the COP : Weighted-Sums, $L_1$ and $L_\infty$ Metrics . . . 56
4.5 Case Study - Electric Motorcycle Prototype . . . 60
4.5.1 Results and Discussion . . . 62
4.5.2 Feasible set of $Ns/Np$ Configurations . . . 63
4.5.3 One Objective - Minimizing Mass . . . 63
4.5.4 Two Objectives - Minimizing Mass and Temperature . . . 63
4.5.5 Three Objectives - Minimizing Mass, Temperature and Cost . . . 65
4.6 Conclusion . . . 69
4.7 Acknowledgements . . . 71

**5 Conclusion 73**

5.1 Sommaire des travaux . . . 73
5.2 Travaux futurs . . . 74

**A Guide d'utilisation de l'interface graphique 77**

A.1 Procédure d'ajout d'une nouvelle cellule . . . 77
A.2 Sauvegarder et charger une configuration . . . 79

**LISTE DES RÉFÉRENCES 81**

# LISTE DES FIGURES


2.1 Arrangement quinconce . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 7
2.2 Processus de conception pour la sélection de la batterie optimale tiré de [1] 10
2.3 Processus de conception de bloc-batterie optimisé tiré de [2] . . . . . . . . 12
2.4 Processus d'optimisation hybride de batterie lithium-ion tiré de [3] . . . . . 13
2.5 Plateforme de conception de bloc-batterie lithium-ion tiré de [4] . . . . . . 14
2.6 Exemple d'interface graphique d'outil de dimensionnement tiré de [5] . . . 15
2.7 Algorithme d'optimisation bi niveaux tiré de [6] . . . . . . . . . . . . . . . 22

3.1 Université de Sherbrooke electric superbike prototype with highlighted battery pack . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 35
3.2 Feasible set of Ns/Np combinations for HE2 cell . . . . . . . . . . . . . . . 37
3.3 Feasible set of Ns/Np combinations for HG2 cell . . . . . . . . . . . . . . . 37
3.4 LG HE2 thermal behavior of Ns/Np configurations . . . . . . . . . . . . . 38

4.1 Design framework flowchart . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 59
4.2 Framework GUI to design multi-cell battery pack . . . . . . . . . . . . . . 60
4.3 The 2018 EMUS electric race bike on the Race Track at Circuit Motorland Aragon, Spain. Credits for Photo : MotoStudent Organization, Jose Espallargas and asm press, 2018 . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 61
4.4 Driving cycle for the MotoStudent race representing an estimated typical lap at Circuit Motorland Aragon . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 62
4.5 Series-Parallel configurations feasible set and a representation of all the constraints and how their limits affect solving the CSP. . . . . . . . . . . . 64
4.6 Feasible set with results of optimization, configuration with lowest mass highlighted 24s/35p in red . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 65
4.7 Results obtained from solving the COP with 2 objectives (Mass vs. Temperature): (a) Pareto optimal front (b) Feasible set with optimization results highlighted. . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 67
4.8 Maximum temperature of each *Ns/Np* configurations based on the driving cycle parameters . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 68
4.9 Results obtained from solving the COP with 3 objectives (Mass/Temperature/Cost): (a) Pareto optimal front for the 3 objectives (b) Feasible set with optimization results highlighting the solution 24s/36p . . . . . . . . . . . . . . . . 70

A.1 Fichier loadCell.m . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 78
A.2 Interface GUIDE avec la liste de cellules surlignée . . . . . . . . . . . . . . 79
A.3 Éditeur de propriétés de la liste de nom des cellules . . . . . . . . . . . . . 79

# LISTE DES TABLEAUX

3.1 Definitions of the Framework's variables . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 32
3.2 Cells Specifications . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 32
3.3 Thermal Model Variables Values . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 34
3.4 Battery Pack requirements . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 36
3.5 Constraints Priorization . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 40

4.1 Definitions of the Framework's variables . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 51
4.2 Cells Specifications . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 52
4.3 Definitions of the objective functions and the justification of their choice . 56
4.4 Configuration for the framework selected to solve the problem . . . . . . . . 61
4.5 Summary of final Ns/Np configuration chosen for the battery pack . . . . . 71

A.1 Caractéristique d'une cellule lithium-ion . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 77

# CHAPITRE 1

# INTRODUCTION

## 1.1 Mise en contexte et problématique

Depuis déjà quelques années, le marché des véhicules électriques prend de plus en plus d'ampleur. Bien que ces véhicules existent depuis plus d'un siècle, l'évolution de la technologie des batteries au cours des dernières années a permis d'augmenter drastiquement leurs performances. Le regain d'intérêt envers cette technologie n'est pas un hasard. Les changements climatiques et la déplétion des ressources de pétrole forcent le passage vers des énergies renouvelables. L'électrification des transports se présente comme étant la solution la plus prometteuse pour la diminution des gaz à effet de serre (GES).

Cependant, une électrification complète des transports ainsi qu'une transition vers une production d'énergie intégralement renouvelable est encore loin d'être réalisée. Cette transition est limitée par un facteur commun aux deux secteurs, soit la batterie. Malgré les avancées des dernières années, cette technologie n'est pas capable de rivaliser avec son compétiteur, le pétrole. Plusieurs laboratoires tentent de perfectionner la chimie des cellules pour en améliorer la puissance, l'énergie et la sécurité. D'autres se concentrent plus à l'intégration de ces cellules dans des batteries pour la création de systèmes d'accumulation d'énergie (SAE). Il s'agit d'un combat sur plusieurs fronts pour amener cette technologie à un niveau pouvant dépasser les énergies fossiles.

La conception d'un SAE est un processus d'ingénierie complexe, onéreux et qui requiert énormément de temps. En alliant génie mécanique, électrique, chimique et informatique, il s'agit d'un effort multidisciplinaire pour pouvoir tenir compte de tous les phénomènes concurrents se produisant dans la batterie. De plus, une multitude de paramètres doivent faire partie de l'étude de faisabilité pour obtenir un produit répondant aux besoins du client. Le chemin pour arriver à une batterie optimale est donc très difficile et comporte plusieurs défis. Pour ce genre de problème, les ingénieurs ont de plus en plus recours à l'ingénierie assistée par ordinateur (CAE). L'accessibilité de la puissance de calcul permet aujourd'hui d'effectuer des simulations et des opérations très complexes beaucoup plus facilement qu'il y a quelques années. Cette technologie offre un niveau de fidélité et de précision incomparable aux méthodes traditionnelles. C'est pourquoi un outil informatique d'aide à la conception semble être une contribution pour résoudre le problème. En

réduisant les délais de livraison et en facilitant le processus, beaucoup d'argent pourra être épargné et de nouveaux concepts pourront être itérés plus rapidement. De plus, en utilisant des techniques d'optimisation, il sera plus simple pour l'ingénieur de trouver le compromis optimal pour les besoins de la situation. La validation reste une partie du processus qui est difficile et complexe. Mais en l'intégrant à un outil informatique, le concepteur pourra directement comparer et valider ses concepts pour s'assurer d'avoir le meilleur des compromis. Donc non seulement ceux-ci se feront plus rapidement, mais l'ingénieur sera en mesure de livrer un meilleur produit.

## 1.2 Description du projet de recherche

Aujourd'hui avec la démocratisation des véhicules électriques, les manufacturiers se lancent dans la course pour obtenir le plus de parts du marché possible. Il en découle une vaste sélection de cellules lithium-ion de différente chimie, de différent format, performance, prix et disponibilité. Ceci entraîne l'impossibilité pour un concepteur de tenir compte de tout ce qui se retrouve sur le marché sans l'aide d'un logiciel automatisant une partie du processus. Le même problème est rencontré lorsqu'il doit évaluer ensuite les requis pour le véhicule et tenir compte des différents compromis possibles selon les options disponibles. Que ce soit d'évaluer les méthodes de refroidissement, la structure du bloc-batterie, l'arrangement des cellules, la tâche est maintenant trop complexe pour être effectué efficacement avec les méthodologies traditionnelles. De plus, un élément souvent oublié est la manière dont les différentes configurations du bloc-batterie sont évaluées de façon qualitative. Pourquoi devrait-on prendre un arrangement de cellule plutôt qu'un autre ? Comment celui-ci peut-il être optimisé ?

On peut donc en déduire 2 questions de recherche :

1. Est-il possible d'élaborer une méthodologie pour améliorer, faciliter et accélérer le processus d'ingénierie du dimensionnement du bloc-batterie ?
2. Comment peut-on quantifier la qualité des résultats obtenus avec la nouvelle méthodologie en vue d'une comparaison avec les approches traditionnelles ?

De ces questions découlent les objectifs et contributions originales de ce mémoire défini comme suit. Tout d'abord, le développement d'un outil de dimensionnement permettant de comparer de multiples cellules entre elles et en considérant le *Phase Change Composite* (PCC) comme matériel de refroidissement. Il automatise une partie du processus, à l'aide d'une interface graphique, l'évaluation des contraintes choisies et l'évaluation des objectifs du concepteur pour obtenir un front de Pareto selon ses préférences. Ce qui laisse plus

de temps et de liberté au concepteur pour itérer son concept et étudier les différentes possibilités. Par la suite, la qualité des solutions est évaluée à l'aide d'une méthode d'optimisation pour donner au concepteur une vue d'ensemble sur les compromis possibles en plus d'évaluer lesquels seront susceptibles d'être plus performants selon les requis.

## 1.3 Plan du mémoire

Le mémoire est divisé en 5 chapitres et une annexe de la manière suivante. Le chapitre 1 présente une introduction et une mise en contexte par rapport au bloc-batterie lithium-ion pour véhicule électrique, les défis actuels de l'industrie automobile ainsi que les méthodes de dimensionnement de ceux-ci. Également, les objectifs de ce projet de recherche sont énoncés et les contributions originales sont mises en valeur. Le chapitre 2 passe en revue l'état de l'art sur les blocs-batterie lithium-ion, les différentes méthodologies de dimensionnement ainsi que l'optimisation multi-objectif. Le chapitre 3 présente une méthode mathématique utilisant la théorie des ensembles et le problème de satisfaction de contraintes pour calculer les configurations possibles d'un bloc-batterie selon les requis clients. En utilisant la représentation série-parallèle, permettant de voir l'ensemble des solutions faisables pour la conception d'un bloc-batterie. Le chapitre 4 construit sur le méthodologie présenté au chapitre 3 en apportant un cadre d'optimisation et le développement d'un logiciel personnalisé pour le dimensionnement de bloc-batterie. En étendant le problème de satisfaction de contraintes vers un problème d'optimisation contraint, l'ensemble des solutions faisables est optimisé selon les préférences du concepteur. Ceci s'effectue en combinant des sommes pondérées de fonctions scalaires avec le calcul des métriques $L_1$ et $L_\infty$ (distance Manhattan et distance Chebyshev respectivemment). Ces distances sont évaluées par rapport à un point de référence calculé à partir de valeur d'ingénierie permettant de refléter les préférences du concepteur. Le chapitre 5 discute des principales conclusions du mémoire et propose des pistes intéressantes pour des travaux futurs. Finalement, l'annexe présente la description pour l'ajout d'une cellule à l'interface graphique ainsi que la manière de sauvegarder et de charger une configuration.

# CHAPITRE 2

# État de l'art

## 2.1 Système d'accumulation d'énergie

On définit un système d'accumulation d'énergie (SAE) comme étant le processus de conversion de l'énergie électrique provenant d'un réseau électrique dans une forme ou elle peut être stockée pour être reconvertie lorsque nécessaire [7]. Ces systèmes possèdent plusieurs applications tant dans les appareils portables, dans le transport ainsi que pour les ressources d'énergies renouvelables. Ces dernières sont en forte croissance et les SAE se démarquent comme solution idéale pouvant stocker l'énergie étant donnée la nature imprévisible de production d'électricité provenant de celles-ci. C'est pourquoi les applications stationnaires de bloc-batterie seront un marché très intéressant d'ici quelques années. On peut classifier les SAE dans quatre catégories, soit électriques, mécaniques, chimiques ou thermiques [8]. Pour les applications véhiculaires, deux catégories se démarquent, soit les systèmes d'accumulation d'énergie électrique comme les super-condensateurs et ceux de type électrochimique plus communément appelés batteries. Cette recherche se concentre principalement sur les accumulateurs électrochimiques de type lithium-ion.

Les accumulateurs électrochimiques ont pour fonction de transformer l'énergie produite par des réactions électrochimiques en énergie électrique. Lors d'une décharge, des réactions se produisent aux deux électrodes, soit l'anode et la cathode, ce qui produit un flux d'électrons vers le circuit externe et décharge le générateur. Ces réactions peuvent être réversibles ou non. Lorsque le processus n'est pas réversible, on parle de pile, comme les piles alcalines. Elles ne peuvent donc pas être rechargées. Lorsque le processus est réversible, on parle d'accumulateurs, comme les cellules lithium-ion. En appliquant une source d'énergie extérieure, on peut recharger la batterie [7]. Depuis déjà plusieurs années, les accumulateurs se présentent comme étant le SAE de prédilection pour l'électrification des transports.

### 2.1.1 Batterie lithium-ion

Un bloc-batterie est l'assemblage d'un ensemble d'accumulateurs connectés entre eux pour former une source de tension et de capacité qui répond aux besoins d'une application. Pour un véhicule électrique, la batterie est généralement divisée en trois niveaux, soit la cellule,

le module et la batterie. La cellule représente la plus petite unité de la batterie, il s'agit d'un accumulateur électrochimique possédant la plus basse tension selon sa chimie [9]. Les cellules sont ensuite interconnectées en série et en parallèle pour produire la configuration répondant aux besoins de l'application. Chaque module possède son propre système de gestion. Les contraintes matérielles vont engendrer une limitation du nombre de cellules en séries. Les modules sont ensuite interconnectés en série et en parallèle pour former la batterie. Généralement, la batterie sera protégée par une structure de plastique ou de métal comprenant un système de gestion de la batterie complète ainsi qu'un système de refroidissement [10].

La modélisation d'accumulateurs au lithium, telle que la cellule, permet d'étendre le modèle vers une batterie virtuelle [11]. Pour que ce modèle soit fidèle à la réalité et pour être en mesure de l'étendre vers un bloc-batterie virtuel, plusieurs facteurs sont à considérer. La prochaine section examine les composants qui forment la batterie et leurs impacts sur la conception et le dimensionnement.

### Format des cellules lithium-ion

Il existe plusieurs formats de cellules pour répondre aux besoins des différents marchés. Trois formats se distinguent de ce lot : les cellules en pochettes, les cellules prismatiques et les cellules cylindriques. Les cellules en pochettes sont fabriquées en empilant des plaques de matériaux actifs à l'intérieur d'un emballage non rigide et flexible. Celles-ci requièrent une attention particulière lors de manutention et ont besoin d'une enveloppe mécanique rigide supplémentaire. Quant aux cellules prismatiques et cylindriques, elles sont constituées d'un boîtier robuste qui protège les matériaux actifs et qui empêche l'expansion de la cellule tout au long de sa durée de vie [10].

La cellule étant l'unité de base d'une batterie, elle dictera la direction de la conception de la batterie. Il est primordial de bien étudier les besoins pour choisir le format adéquat. Les présents travaux permettront une évaluation de l'impact des différents formats sur la conception de la batterie.

### Configuration des cellules

Le format de la cellule a un impact sur la configuration de celles-ci à l'intérieur de la batterie. Les cellules en pochettes et prismatiques sont généralement placées de façon linéaire alors que les cellules de type cylindriques peuvent aussi être disposées de façon quinconce comme illustré à la figure 2.1. La topologie choisie ainsi que l'arrangement série et parallèle aura un impact non seulement sur la méthode de refroidissement, mais aussi

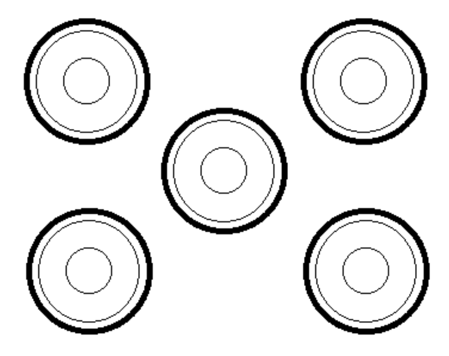


Figure 2.1 Arrangement quinconce

sur le vieillissement de la batterie [12]. La différence de capacité des cellules introduite lors de la fabrication réduit la capacité totale de la batterie. Pour réduire la dispersion statistique de cette valeur et pour maximiser la capacité de la batterie, une configuration de connexion en série de modules parallèle est à privilégier. De plus, la façon dont les cellules sont placées dans la batterie, selon leur différence de caractéristiques, possède aussi une influence sur la capacité de la batterie [13]. L'arrangement et la topologie des cellules sont des points cruciaux de la conception d'une batterie. Pour optimiser la configuration séries-parallèle, il est primordial de bien considérer ce facteur étant donné qu'il peut affecter les performances, la gestion thermique, le vieillissement et la capacité de la batterie.

#### Système de gestion de la batterie

Le système de gestion de la batterie est un composant essentiel pour le bon fonctionnement de la batterie ainsi que pour la sécurité. Il protège les cellules de surtension, de sous-tension, des demandes de courant trop élevées lors de recharge ou décharge ainsi que des fluctuations de températures trop grandes. Son autre fonction principale est le balancement des cellules. Deux techniques sont présentées dans la littérature soit le balancement passif (ou dissipatif) et l'actif (ou non dissipatif). Lors d'un balancement passif, un regroupement de résistances est utilisé pour retirer l'énergie des cellules possédant un plus haut état de charge pour égaliser les tensions avec les cellules ayant le bas état de charge. Il ne s'agit pas d'une méthode très efficace énergétiquement et elle génère de la chaleur. Pour le balancement actif, l'énergie est transférée des cellules ayant un état de charge élevé vers les cellules ayant un état de charge bas, à l'aide de condensateur ou d'inductance [10].

#### Méthodes de refroidissement

Pour obtenir des performances optimales lors de l'utilisation d'une batterie dans un véhicule, un certain intervalle de température doit être respecté. Il est essentiel de conserver

les cellules lithium-ion autour sous les 60 °C pour éviter les dommages, améliorer la durée de vie de la batterie ainsi que conserver ses performances. Pour respecter ces contraintes, la température des cellules devrait être maintenue autour de 25 °C [14]. Les différentes méthodes de refroidissement ont toutes leurs forces, mais aussi leurs faiblesses. Il est donc primordial d'avoir la technique de refroidissement adéquate pour évacuer la chaleur générée lors de l'utilisation du véhicule, mais aussi conserver la température uniforme. Le choix de la méthode influence la conception de la batterie et est important à considérer pour obtenir une solution optimale au problème.

L'approche la plus simple est le refroidissement à l'air. En forçant un écoulement d'air dans la batterie, on peut limiter les hausses de température. Par contre, un usage très agressif de la batterie ou dans des conditions d'opérations du système à température élevée, ce genre de refroidissement peut causer de larges zones non uniformes de température qui pourraient engendrer des problèmes. La méthode de refroidissement par liquide est plus efficace, mais complexe, coûteuse, et possède des risques de fuites. Une approche par matériaux à changement de phase peut permettre de limiter la température maximale atteinte par la batterie, mais peut ajouter beaucoup de masse et volume [2]. Le choix de la méthode de refroidissement a un impact considérable sur l'aspect thermique de la batterie, mais aussi sur le volume, la masse et le coût. Il faut donc en tenir compte lors de la conception pour choisir la méthode optimale à la situation.

### Dimensionnement d'une batterie

L'intégration d'une batterie dans un véhicule électrique représente un défi considérable. Il faut tout d'abord s'assurer de bien définir les limites d'utilisation, les conditions environnementales dans lesquelles la batterie devra opérer ainsi que les exigences techniques. Pour ce faire, il faut bien étudier les différentes caractéristiques principales d'un SAE soit :

- la tension
- l'énergie
- la puissance
- la température
- le volume
- le poids
- le coût
- la durée de vie

Certaines de ces caractéristiques agiront comme filtres, puisqu'elles sont fixes selon les besoins du client comme la tension par exemple. Ceci permet de réduire dès le départ le nombre de solutions. D'autres seront beaucoup plus complexes à déterminer. Elles pourraient même comporter plusieurs solutions possibles. L'optimisation de ces caractéristiques peut être très difficile étant donné que plusieurs des objectifs sont contradictoires. Un bon

exemple, si l'on optimise la durée de vie, la conception sera probablement beaucoup plus coûteux et si l'on optimise le coût il aura une durée de vie réduite. Il n'est pas trivial de trouver l'arrangement optimal d'une batterie, on recherche plutôt le compromis optimal. Bien que l'expérience d'un ingénieur peut s'avérer très utile dans ce genre de situation, l'utilisation d'un processus d'optimisation numérique multi-objectif devient indispensable lorsque l'on veut explorer tout l'espace des solutions. La majorité des méthodologies de conception de bloc-batterie utilisent des méthodes d'optimisation. Cependant, il n'existe pas une méthode structurée infaillible à toutes les situations, mais plutôt une multitude de méthodes pour répondre à la majorité des problèmes. La prochaine section décrit l'état de l'art en ce qui concerne ces méthodes et surligne les opportunités d'améliorations de chacune d'entre elles.

### 2.1.2 Méthodes de dimensionnement de batterie lithium-ion

Une fois les besoins analysés et le cahier des charges établi, il faut choisir une méthodologie appropriée pour la réalisation du projet et obtenir un produit final répondant aux besoins énoncés. Étant donnée la non-trivialité de la conception de bloc-batterie, cette étape est cruciale. Traditionnellement, l'approche était de modéliser par conception assisté par ordinateur le bloc-batterie et à l'aide d'essais et erreurs on pouvait trouver un arrangement satisfaisant les requis. Cependant, si celui-ci ne répond pas aux requis suite aux essais, le processus devenait très lourd sur le plan du temps [4]. C'est pourquoi plusieurs méthodes ont été proposées pour assister, automatiser ou améliorer le processus de conception des blocs-batterie [1, 2, 3, 4, 5, 15, 16, 17, 18]. Ces méthodes peuvent être regroupées en quatre grandes catégories :

1. Modélisation mathématique
2. L'optimisation
3. Représentation $N_s/N_p$
4. Logiciels de conception

Cette sous-section explore chacune des grandes catégories pour mieux comprendre les forces mais aussi les possibilités d'améliorations.

#### Méthodologies traditionnelles basées sur la modélisation

La très grande majorité des méthodologies de conception de bloc-batterie lithium-ion vont utiliser un modèle mathématique de batterie. Les non-linéarités présentes augmentent grandement la complexité, presque jusqu'à l'impossibilité de traduire ces comportements en équations mathématiques. C'est à ce moment que les modèles mathématiques de bat-

terie entrent en jeux. Une méthode de conception qui minimise le coût total et tente de maximiser la durée de vie a été proposée par [1]. Celui-ci utilise un modèle électrochimique nommé *Enchanced Single Particle Model* (ESPM). Le modèle est utilisé pour effectuer des simulations de différentes batteries à différentes températures. La figure 2.2 résume le processus de décision pour la conception du bloc-batterie.

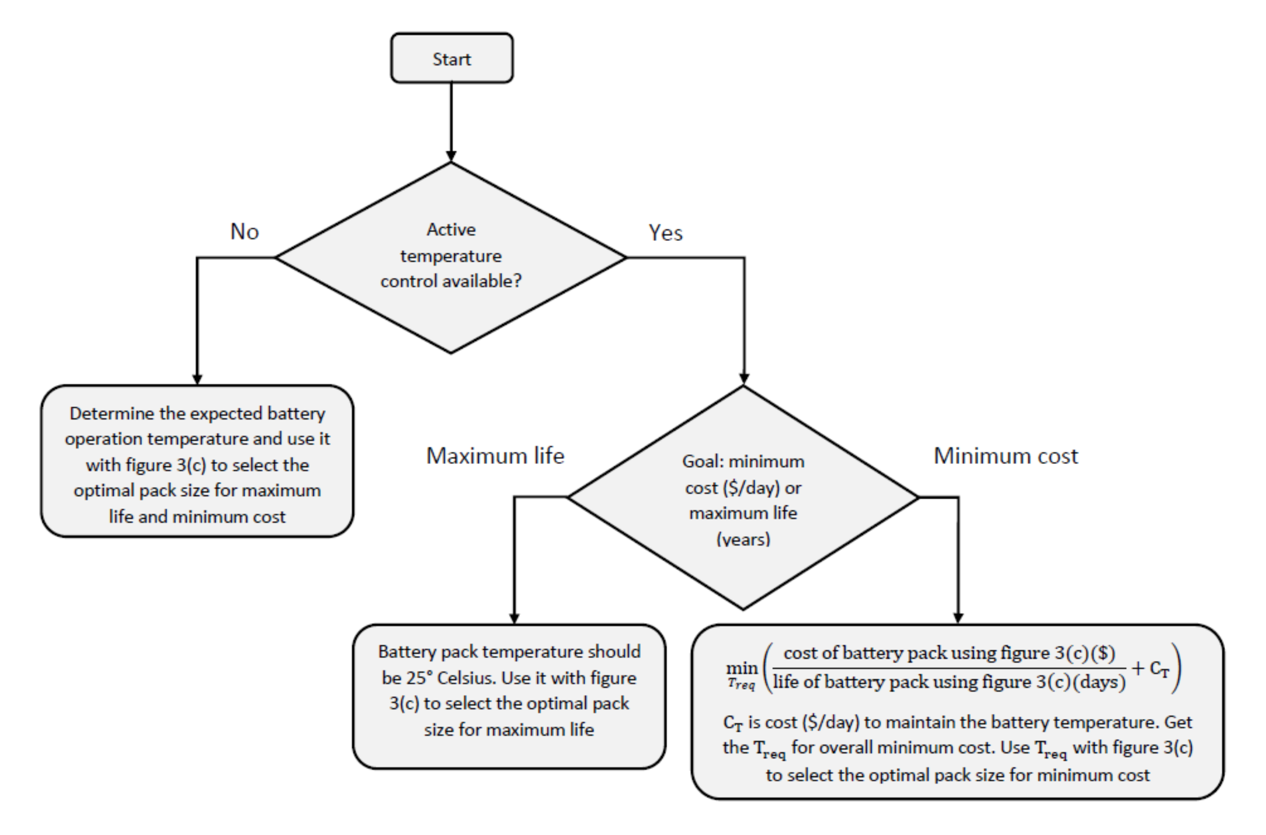



Figure 2.2 Processus de conception pour la sélection de la batterie optimale tiré de [1]

L'utilisation d'un modèle électrochimique seul ne permet pas de tenir en compte tous les aspects d'une batterie. De plus, il est souvent trop précis et requiert beaucoup de travail pour bien le paramétrer. Bien que cette méthode fournisse une bonne idée de ce que la batterie pourrait avoir comme volume et comportement thermique, bien d'autres paramètres restent à être étudiés pour obtenir un concept optimal. Il est cependant un des rares à considérer le vieillissement dans sa méthodologie.

Il est aussi possible de modéliser une cellule mathématiquement à l'aide de modèle équivalent électrique, tel que [16]. Le modèle empirique permet de simplifier la modélisation et de réduire l'effort requis pour la paramétrisation. Cette méthodologie se concentre à trouver des lois sans-dimensions de mise à l'échelle pour les caractéristiques d'une batterie. L'utilisation d'une base de données contenant les différents paramètres du modèle dans

différentes situations obtenus expérimentalement simplifie la paramétrisation du modèle et permet une modélisation plus fiable. La méthode est divisée en deux parties, tout d'abord il faut trouver la meilleure cellule et ensuite effectuer le dimensionnement de la batterie. La deuxième étant basée sur la première. En fournissant des spécifications à l'algorithme, celui-ci tentera de trouver une cellule qui permettra d'obtenir les cibles. Il s'agit d'une méthode simple, mais efficace. Cependant, celle-ci amène une surestimation du nombre de cellules et donc de la masse. Bien que l'on puisse simuler le comportement de la tension, cette méthode ne prend pas en compte l'aspect thermique et le vieillissement de la batterie. L'aspect économique n'est pas considéré dans cette méthode.

Les méthodologies basées sur des modèles sont très fréquemment utilisées. Elles permettent d'obtenir généralement de bonnes estimations, mais ne sont pas complètes. La lourdeur du calcul imposée par la simulation limite la précision des modèles. En effet, un modèle que l'on qualifierait de parfait serait beaucoup trop coûteux à simuler sur les ressources informatiques d'aujourd'hui. L'exploration complète de l'espace de solutions serait beaucoup trop longue. C'est pour cela que la majorité d'entre eux vont se concentrer sur un aspect soit électrochimique ou électrique pour faire un modèle. Il s'agit souvent de la méthode de base puisqu'elle est commune à la majorité des autres méthodologies. Elles vont principalement ajouter des outils pour améliorer la méthodologie et ainsi obtenir de meilleurs résultats. Par exemple, avec des techniques d'optimisation.

#### Dimensionnement basé sur la configuration séries-parallèle

De nouvelles manières de représenter l'arrangement d'un bloc-batterie de façon graphique sont de plus en plus populaires. Par exemple, la représentation série-parallèle, ou $N_s/N_p$, qui affiche les résultats en utilisant le nombre de cellules en série et en parallèle [19, 20, 21]. Cette représentation peut être très utile pour bien illustrer de manière concise les différentes possibilités pour visualiser les différents concepts répondant aux requis. En utilisant cette représentation, on peut afficher par exemple l'ensemble des solutions faisables selon les requis d'un véhicule [20]. De plus, cette méthode s'adapte bien à l'intégration d'un algorithme d'optimisation pour passer d'un ensemble de solutions faisables à un ensemble de solutions non dominées pouvant être examinées selon les compromis à faire.

#### Méthodologies utilisant l'optimisation

Les ressources informatiques d'aujourd'hui permettent d'effectuer des calculs très complexes. Pour cette raison, les ingénieurs se tournent de plus en plus vers l'optimisation numérique. Étant donné les multitudes de solutions possibles, l'objectif est de trouver le meilleur compromis. C'est ce que plusieurs proposent d'utiliser pour optimiser la concep-

tion des blocs-batterie lithium-ion. La méthode proposée par [2] utilise l'algorithme *Multi-objective Particule Swarm Optimization* (MOPSO) pour optimiser la conception du système de refroidissement en concordance avec la réponse thermique de la batterie. On peut voir le processus à la figure 2.3. Le processus est semblable à ce que l'on retrouve à la section précédente, mais apporte des améliorations. Cette méthode permet d'explorer plus de solutions en obtenant le front de Pareto. De cette façon, l'ingénieur peut choisir plus facilement le meilleur compromis. Cette méthodologie se concentre sur la modélisation thermique de la batterie, donc certains aspects sont laissés de côté. De plus, l'utilisation du logiciel COMSOL Multiphysics® pour la co-simulation augmente les coûts d'utilisation et la complexité.

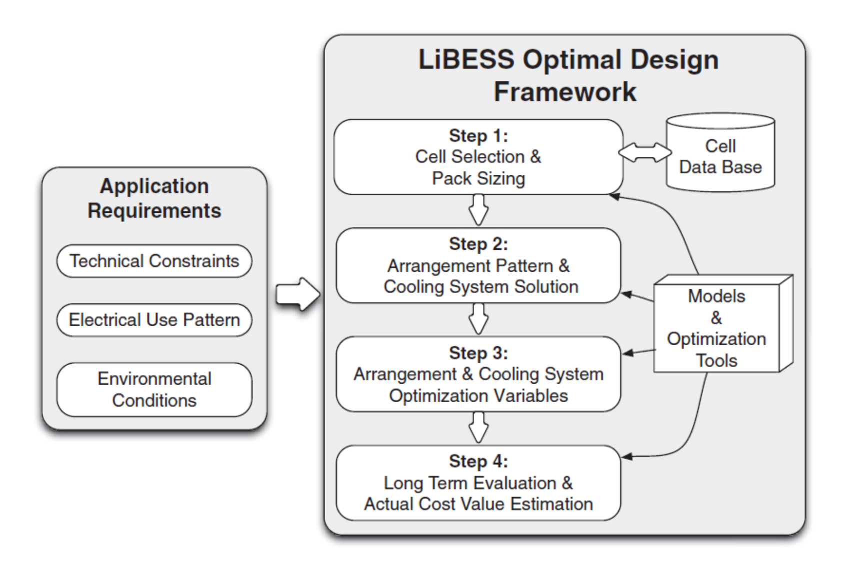



Figure 2.3 Processus de conception de bloc-batterie optimisé tiré de [2]

On peut retrouver aussi des méthodes utilisant des méthodes d'optimisation hybrides qui combine optimisation locale et globale pour profiter des avantages des deux approches. C'est le cas de la méthode proposée par [3] qui propose une méthode pour minimiser la masse, le volume et le coût d'un bloc-batterie avec une méthode hybride. Une première optimisation globale est effectuée pour trouver les variables entières optimales. Celles-ci sont ensuite utilisées comme point de départ pour l'optimisation locale qui a pour but de localiser précisément l'optimum global. On peut voir le processus à la figure 2.4. On remarque que cette méthode permet de prendre en compte une multitude de facteurs durant l'optimisation pour réduire la masse, le volume et le coût en plus de pouvoir effectuer une simulation de la batterie grâce aux modèles. Il s'agit d'un outil qui permet d'obtenir une très bonne idée des différents concepts dans les phases initiales de conception. Par contre, il s'agit d'une méthode très complexe et difficile à reproduire. En plus, l'article

stipule qu'il faut une semaine complète de calcul pour arriver à l'optimum. Le vieillissement n'est pas inclus dans cette méthode.

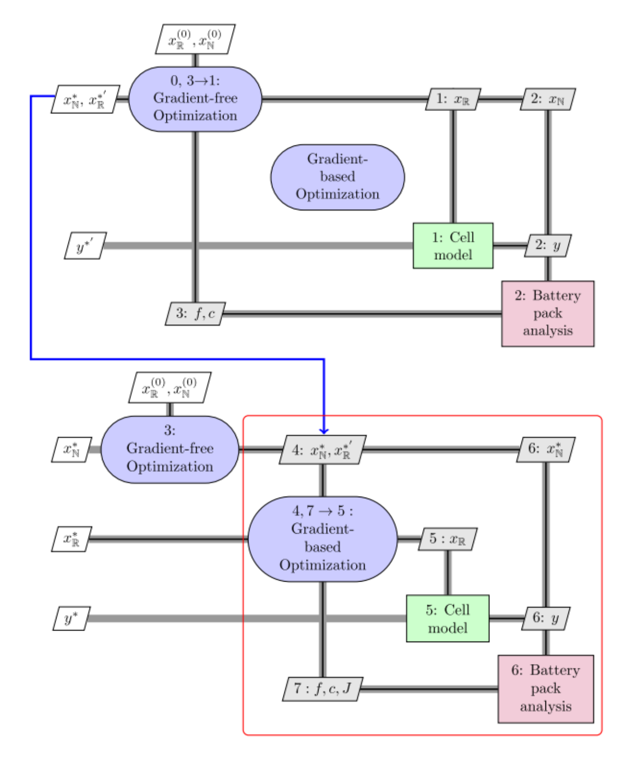



Figure 2.4 Processus d'optimisation hybride de batterie lithium-ion tiré de [3]

Les méthodologies utilisant l'optimisation apportent une couche de plus que celles utilisant seulement un modèle. On peut arriver plus rapidement à un concept optimal, mais ce sont des processus beaucoup plus complexes et peu conviviaux. De plus, ces méthodes ne permettent pas beaucoup de flexibilité à l'ingénieur. Il peut difficilement faire des changements de variables et comparer les concepts. Les études de sensibilités sont donc très longues à exécuter avec ces processus. Avec ces problèmes en tête, certains ont décidé d'aller vers l'implémentation d'outils informatique pour se simplifier la vie.

### Méthodologies basées sur des outils informatiques

La virtualisation des prototypes est un phénomène très fréquent aujourd'hui en ingénierie. On peut travailler sur un concept sans même avoir besoin d'un prototype matériel. On épargne ainsi temps et argent. Le concept de bloc-batterie n'y échappe pas. Il existe plusieurs logiciels d'ingénierie assistée par ordinateur qui permettent de calculer le comportement électrique et électrochimique des batteries. Cependant, les coûts d'installations sont très élevés et l'utilisation de ces logiciels requiert du personnel formé [4]. Ces logiciels sont souvent très spécialisés et ne traitent qu'une partie du processus de conception. C'est

pourquoi plusieurs chercheurs tentent d'offrir une solution qui épaulera l'ingénieur tout au long du processus grâce à des outils informatiques.

Certains proposent d'utiliser des outils et des méthodes de prototypage virtuel pour évaluer tôt dans le processus le comportement thermique de la batterie [4]. L'objectif est de réduire le temps de développement et les coûts. La plateforme conçue est illustrée à la figure 2.5. À l'aide d'une interface graphique, l'utilisateur peut configurer le type de test à effectuer sur la batterie. Il peut choisir le type et la chimie de la cellule. Il peut aussi configurer la manière dont les cellules sont placées dans la batterie et choisir le type de refroidissement utiliser.

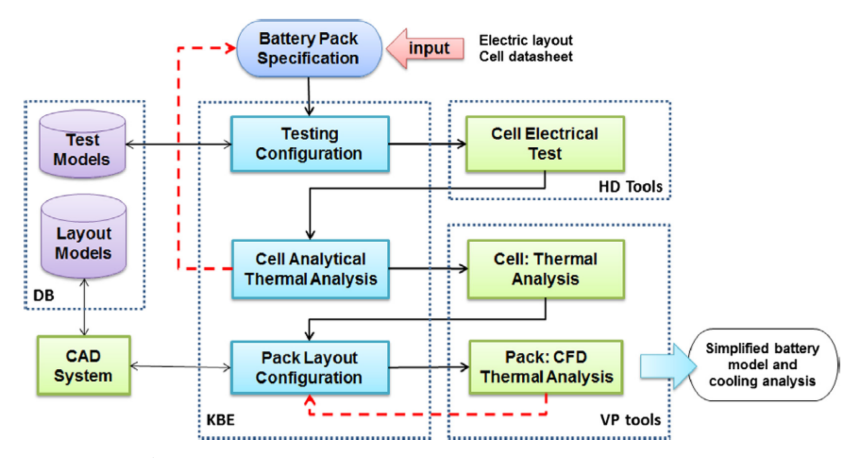


Figure 2.5 Plateforme de conception de bloc-batterie lithium-ion tiré de [4]

Bien que l'interface graphique permette de faciliter grandement le processus de conception, celui-ci n'est pas complet. Le coût et le vieillissement ne sont pas pris en compte lors des analyses, elles sont principalement concentrées sur le comportement thermique. De plus, l'outil n'est pas complètement indépendant, il a besoin d'un logiciel commercial d'analyse de la dynamique des fluides. L'architecture de cette plateforme vient compliquer le processus de conception, possède un coût de démarrage élevé et requiert un employé formé à opérer le logiciel.

Une automatisation du processus de conception électrique et mécanique a été proposée par [5]. À l'aide d'une interface graphique, voir la figure 2.6, il permet au concepteur de générer un prototype mécanique virtuel qui rencontre des spécifications comme la puissance, l'énergie ainsi que la facilité d'assemblage. Par contre, plusieurs simplifications sont effectuées et la batterie n'est pas étudiée en profondeur. On obtient principalement une bonne idée de la configuration mécanique ainsi que sa facilité d'assemblage. Le comportement thermique et électrique durant son utilisation et lors de recharge et décharge n'est pas considéré.

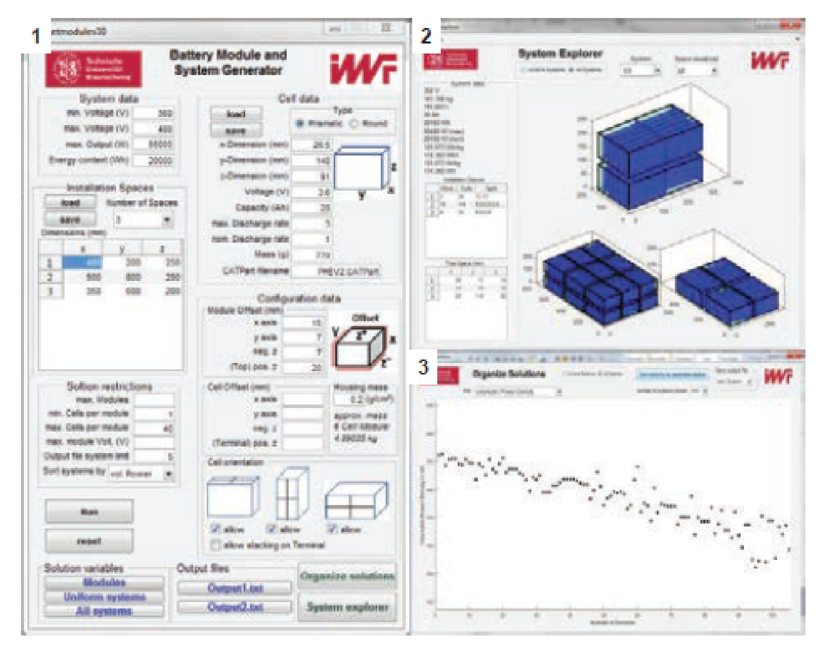



Figure 2.6 Exemple d'interface graphique d'outil de dimensionnement tiré de [5]

L'intégration des méthodes de conception soit par modèles ou optimisation dans des outils informatiques est un pas dans la bonne direction. La simplification du processus d'ingénierie est nécessaire pour réduire les coûts et le temps de développement. Cependant, aucune méthode jusqu'à maintenant ne permet de soutenir l'ingénieur tout au long du processus. La combinaison de l'optimisation, de la modélisation et du génie logiciel semble être l'avenue la plus prometteuse. En prenant les forces de chacune des méthodes actuelles et en tentant de corriger les faiblesses, l'objectif est de développer une meilleure méthodologie. Pour cela, il faut explorer chacun des trois aspects en profondeur et trouver la meilleure combinaison.

### Logiciels commerciaux de dimensionnement

Avec les grandes compagnies automobiles qui développent maintenant des stratégies d'électrification ou de production de masse de véhicules électriques, de plus en plus de compagnies offrent des solutions logiciels pour le dimensionnement complet de bloc-batterie. Que ce soit pour la conception mécanique, l'optimisation ou la simulation ces logiciels sont de plus en plus complets, mais aussi complexes. On cite principalement les compagnies comme ANSYS, Gamma Technologies et COMSOL Multiphysics. Cette solution comme méthode de dimensionnement est cependant très coûteuse avec des licences annuelles onéreuses ainsi que le requis d'avoir du personnel spécialement formé pour l'utiliser.

## 2.2 Programmation par contraintes

Lorsque l'on veut utiliser un logiciel pour résoudre un problème de conception, il faut pouvoir traduire le problème en quelque chose de compréhensible par l'ordinateur. Dans le cas de la conception d'un bloc-batterie, le défi est principalement de comparer toutes les possibilités disponibles comme les cellules, l'arrangement et les différentes méthodes de refroidissement. Par contre, effectuer cette comparaison à la main est pratiquement impossible, dû au nombre en croissance constante de nouveaux modèles de cellules, mais aussi des combinaisons quasi infinies possibles dans l'arrangement de celles-ci. Une méthode particulièrement efficace pour résoudre des problèmes combinatoires complexes est la programmation par contraintes. Cette méthode consiste à utiliser les liens logiques entre les variables, leurs domaines et les contraintes les reliant pour définir un ensemble de solutions. Deux méthodes en particulier sont présentées dans cette section.

### 2.2.1 Problème de satisfaction de contraintes

L'utilisation du problème de satisfaction de contraintes (CSP) pour des applications en ingénierie regagne en popularité dans les dernières années [22, 23]. Apparue vers la fin des années 1980, cette méthode de résolutions de problèmes combinatoires est issue de la programmation logique et de l'intelligence artificielle [24]. Dans un CSP, un ensemble de variables possède un domaine fini et est relié entre elles par un ensemble de contraintes. Plusieurs types de CSP existent, soit le MAX-CSP, où on tente de satisfaire un nombre maximal de contraintes dures en transgressant le moins de contraintes molles possible [25]. Une autre définition serait le problème de satisfaction de contraintes pesées (WCSP) où l'on tente de minimiser le poids total des contraintes non satisfaites [26]. Le but principal est donc d'effectuer une recherche qui à la fin ne donnera que les solutions possibles. Pour qu'une solution soit valide, elle doit être complète et constante : elle doit donc respecter le domaine fini de la variable ainsi que toutes les contraintes associées respectivement.

### 2.2.2 Problème d'optimisation contraint

Bien que d'obtenir un ensemble de solutions faisables soit très intéressant, l'ajout d'une couche d'optimisisation s'avère être important pour améliorer les concepts en permettant de mieux comprendre les compromis pour respecter les requis. De par sa similarité de structure, le CSP peut être étendue à un problème d'optimisation contraint (COP) [16]. Au lieu de considérer seulement une seule fonction objectif comme dans un CSP, un ensemble de plusieurs fonctions objectifs est utilisés pour la résolution du COP. Cela permet de prendre le résultat initial de solutions faisables pour ensuite trouver les meilleures solutions

disponibles. Bien qu'il soit possible de faire des analyses d'optimisation exhaustive avec des logiciels très puissants, il est parfois mieux d'obtenir une première bonne solution plus rapidement que l'optimum, mais qui est non-dominée [27]. De plus, il est difficile de bien comprendre les compromis à faire et leurs impacts dès le départ. En favorisant les itérations grâce à une optimisation plus rapide, le concepteur peut tester différentes options rapidement et diriger la recherche vers un résultat plus souhaitable selon le cahier des charges. Cette méthode peut être utilisée avec n'importe quel algorithme d'optimisation. Le choix de celui-ci devient donc une étape importante pour une résolution efficace qui donne un front de Pareto avec des solutions non dominées diversifiées.

## 2.3 Optimisation multi-objectif

Il est indéniable que les systèmes d'ingénierie sont de plus en plus complexes et donc de plus en plus difficiles à concevoir et produire. De plus, avec l'utilisation des logiciels de conception assistée par ordinateur, on numérise fréquemment les produits à développer. Par la suite, on veut optimiser la solution pour délivrer le meilleur produit possible. C'est pourquoi les ingénieurs se tournent vers le domaine de l'optimisation.

L'optimisation est un processus par lequel on veut répondre à la question «s'agit-il de la meilleure option possible ?», contrairement à une approche traditionnelle en ingénierie où la question est plutôt «est-ce suffisant ?», pour un problème donné. Il est important de bien définir le terme «meilleur», car il est défini par des critères établis à priori selon le contexte du problème et son application. Le choix de ces critères est primordial pour obtenir la solution optimale. On doit tout d'abord comprendre quels sont les paramètres les plus intéressants à faire varier. Il s'agit des variables du problème. Ensuite, il faut déterminer quelles sont les limites dans lesquelles on peut les faire varier. On définit l'espace de recherche pertinent. Pour concevoir les fonctions objectifs, il faut se demander quels sont les objectifs et comment on peut les exprimer sous forme mathématique. Finalement, il faut décider de la méthode d'optimisation à utiliser. L'avantage principal de ce processus est de pouvoir générer rapidement une multitude de concepts différents et de les analyser par rapport à nos critères définis *a priori.*

De plus en plus, on doit considérer plusieurs objectifs contradictoires simultanément. De surcroît, avec les nouvelles avancées en intelligence artificielle ainsi que la montée croissante des puissances de calcul, une multitude de nouvelles possibilités sont disponibles en optimisation multi-objectif. Le couplage de ces méthodes avec des modèles virtuels est de plus en plus fréquent avec une adoption croissante des méthodes d'ingénierie prédictive.

Encore une fois, la connaissance de son problème ainsi qu'une formulation claire et précise est primordiale pour une optimisation efficace. Diverses méthodes sont proposées dans la littérature et tous ont une particularité ou un type de problème particulier auquel elles peuvent répondre. Il n'existe pas de méthode parfaite pour toutes les situations, mais bien une multitude de méthodes pour répondre à tous les types de problèmes. Étant donnée la nature de la recherche, seules les méthodes d'optimisation numérique sont considérées.

### 2.3.1 Méthodes locales

Les méthodes basées sur le calcul local du gradient se divisent en deux parties, soit les méthodes itératives et les méthodes directes. Ces méthodes ont pour but de converger vers le minimum local le plus rapidement possible. Une méthode itérative populaire est l'algorithme de descente raide (*steepest descent*) qui minimise une fonction réelle et différentiable. On procède par améliorations successives en calculant la dérivée de la fonction objectif pour se déplacer vers le point stationnaire de façon proportionnelle à la pente. L'itération est représentée de la façon suivante où $x_{k+1}$ est le prochain point à calculer, $x_k$ le point actuel, $\alpha$ le pas de l'itération courante et $\frac{df}{dx}$ la dérivée de la fonction objectif :

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \frac{df}{dx} \tag{2.1}$$

Cette méthode n'est pas utilisable dans un contexte où le problème n'est pas différentiable. Pour l'utiliser dans le contexte de cette recherche, on doit absolument le coupler à une autre méthode. Il en va de même pour les autres méthodes dites continues et itératives.

La deuxième catégorie de méthodes d'optimisation locale est celle des méthodes directes. La méthode simplex qui a été développé par [28] permet l'optimisation d'une fonction objectif même si elle contient des discontinuités ou qu'elles ne sont pas différentiables. On cherche un point stationnaire voisin directement à partir de points évalués de la fonction objectif à des endroits stratégiques. Si la fonction objectif contient $n$ variables, on évalue $n+1$ points équidistants pour former un tétraèdre à $n$ dimensions. Une fois l'évaluation des points effectués, le point le plus éloigné par rapport au point stationnaire est réfléchi pour construire le prochain tétraèdre. Cette méthode est aussi connue comme la programmation linéaire.

### 2.3.2 Méthodes globales

Les méthodes globales (ou aléatoires) se divisent elles aussi en deux catégories soit les méthodes de marche aléatoire et les méthodes de recherche stochastiques. Ce sont des

méthodes plus flexibles que les méthodes locales. Elles permettent d'éviter de rester pris au piège dans un minimum ou un maximum local. La marche aléatoire est un processus simple, mais peu efficace. On calcule la fonction objectif pour un grand nombre de points choisi de façon aléatoire dans l'espace de la fonction et on retient la meilleure solution. Les méthodes dites stochastiques utilisent un processus aléatoire pour générer des perturbations pour permettre d'obtenir plusieurs points de maximum ou minimum locaux. On utilise ces méthodes lorsque la fonction objectif est non convexe, non différentiable et non continue. Ce sont des méthodes simples à mettre en œuvre, par contre elles ont un coût de calcul très élevé. Il faut donc les ressources informatiques en conséquence puisque pour chaque solution, une simulation et une évaluation complète de la fonction de coût sont nécessaires.

### Algorithme génétique

L'une des méthodes globales populaires aujourd'hui est l'algorithme génétique. Elle se base la théorie de l'évolution des espèces et la théorie de la génétique pour parcourir l'espace objectif [29, 30, 31]. Les individus, soit les solutions possibles à un problème posé représentent la population. Celle-ci évolue de façon itérative par les générations jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint. Lors de chaque génération, plusieurs opérateurs sont appliqués aux individus pour engendrer la nouvelle population. Tout d'abord, un croisement d'individus sera effectué pour engendrer de nouvelles solutions, soit les enfants. Un opérateur de mutation peut être appliqué pour introduire un bruit et sortir d'un potentiel minimum local. Son rôle est de modifier un individu de façon aléatoire pour en produire un nouveau. Ensuite, une évaluation des enfants est faite selon une fonction de performance pour décider quelles solutions seront conservées. On termine avec le remplacement des solutions les plus faibles par de meilleures solutions. Un des algorithmes génétiques les plus utilisés est celui proposé par [29], nommé NSGA-II. Sa stratégie élitiste, un triage de solutions non dominées rapide et une façon efficace de gérer les contraintes en ont fait un algorithme de choix. Bien que cette méthode soit efficace, lorsque le nombre de variables est élevé et que les simulations pour chaque individu sont longues, le temps de calcul explose. N'ayant pas de mémoire, il est possible qu'un individu soit calculé plus d'une fois. Par contre, sa simplicité est un atout lors de l'implémentation.

### Recuit simulé

La méthode du recuit simulé développé par [32] se base sur le phénomène physique portant le même nom. Principe tiré de la métallurgie, il s'agit de la tendance des atomes à s'organiser naturellement dans une configuration qui minimise l'énergie lorsque le matériau fondu est refroidi lentement. On associe la fonction objectif à l'énergie du système, donc

une solution proche du minimum global aura une faible énergie. Cet algorithme se base sur deux résultats de physique statistique. Premièrement, lorsqu'un système atteint l'équilibre thermodynamique à une température donnée $T$, la probabilité de celui-ci de posséder une énergie donnée $E$, est proportionnelle au facteur de Boltzmann où $k_B$ désigne la constante de Boltzmann :

$$e^{-E/k_BT} \tag{2.2}$$

Deuxièmement, cet algorithme utilise le critère de Métropolis [33] qui effectue une transformation élémentaire sur le système et si cette transformation permet de diminuer la fonction objectif, alors on accepte la transformation. Dans le cas où celle-ci ferait augmenter la fonction objectif, elle serait rejetée. On applique ce critère de façon itérative pour obtenir une séquence de configurations qui représente une chaîne de Markov. Ce formalisme permet de dire qu'avec une chaîne de longueur infinie, le système atteint un équilibre thermodynamique à la température considérée. Une fois l'équilibre atteint, on abaisse quelque peu la température et on refait la chaîne de Markov pour ce palier. On répète le processus jusqu'à ce que le système devienne immobile, autrement dit, qu'il n'y a plus de diminution de l'énergie.

#### Recherche par tabous

La recherche par tabous proposée par [34] est un outil très puissant pour l'optimisation de problème combinatoire. Cette méthode utilise une opération appelée *mouvement* pour définir le *voisinage* d'une solution donnée. On peut le voir comme étant une méthode itérative qui, en faisant des mouvements répétitifs d'une solution à un autre, peut explorer l'espace solution. À la manière de la descente du gradient. On atteint l'objectif en utilisant une liste de grandeur finie de mouvements interdits, appelés tabous, dérivée de l'historique récent de la recherche.

Les deux composants principaux de la recherche par tabous sont la liste de restriction et le critère d'aspiration de la solution associé à ces restrictions. La liste de restrictions tabou représente la mémoire adaptative puisque quelques attributs sont fixes tant qu'ils sont dans la liste. Les listes enregistrent les mouvements dans l'ordre dans lequel ils sont faits. Si un nouvel attribut entre dans la liste, le plus vieux est retiré. Le choix de la longueur de la liste est critique à l'algorithme. Le critère d'aspiration peut passer outre les restrictions. Si un mouvement donné est interdit, mais que le critère d'aspiration est satisfait, alors ce mouvement peut être réactivé. Le critère le plus utilisé est celui qui

enlève un tabou lorsque le mouvement essayé donne une meilleure solution que la meilleure solution obtenue jusqu'à maintenant. Cette méthode pourrait être très intéressante dans le cas de cette recherche. La mémoire permet d'améliorer l'efficacité, mais étant donnée la nature du problème, le concept de voisinage se prête très bien au jeu. En effet, les concepts étant très similaires, une exploration de ce type pourrait s'avérer plus judicieuse qu'une exploration complètement aléatoire comme l'algorithme génétique.

#### Essaim de particules

La méthode d'optimisation par essaim de particules multi-objectif a été proposée par [35] comme étant une extension de la méthode proposée par [36] qui est inspirée de la chorégraphie d'une volée d'oiseaux. Cette méthode utilise une population dans laquelle le comportement de chaque individu est affecté par le meilleur individu local, dans un certain rayon, ou bien le meilleur individu global. Cette performance est évaluée de façon similaire à un algorithme évolutionnaire et on peut faire la correspondance entre l'ajustement des individus à l'opérateur de croisement. La différence majeure est que cet algorithme utilise le potentiel de vol à travers l'espace de solution pour en accélérer la convergence. De plus, cette méthode garde en mémoire l'expérience de vol de chacune des particules pour pouvoir obtenir les solutions non dominées optimales. L'attrait principal de cette méthode est sa rapidité de convergence.

### 2.3.3 Méthodes hybrides

Les méthodes locales et globales possèdent leurs forces et leurs faiblesses. Certains chercheurs tentent de mitiger ceux-ci en combinant les deux pour améliorer la convergence, mais aussi pour éliminer certains problèmes inhérents ont ces méthodes [3]. On retrouve de plus en plus de couplage de méthode d'optimisation pour tenter de mitiger les faiblesses individuelles [37]. Le couplage reste une nouvelle façon de procéder qui n'est pas encore très utilisée due à sa complexité et le temps de calcul ajouté par rapport à l'utilisation d'une seule des deux méthodes.

### 2.3.4 Méthodes bi-niveaux

Certains problèmes d'optimisation possèdent des comportements intrinsèques difficiles à écrire en équation. Par exemple, l'optimisation du concept d'un bloc-batterie tout en maximisant sa durée de vie. Intégrer le vieillissement dans l'équation n'est pas trivial. Une solution intéressante à ce problème est l'optimisation bi-niveaux [38]. Cette méthode consiste en deux problèmes d'optimisation emboîtés l'un dans l'autre. On obtient donc une

fonction objectif dans la boucle supérieure et une autre fonction objectif dans la boucle inférieure. Ce genre d'approche est de plus en plus utilisée pour régler des problèmes comme la tarification de l'électricité [39] et même le concept de bloc-batterie [6]. La méthode proposée par [6] est présentée à la figure 2.7.

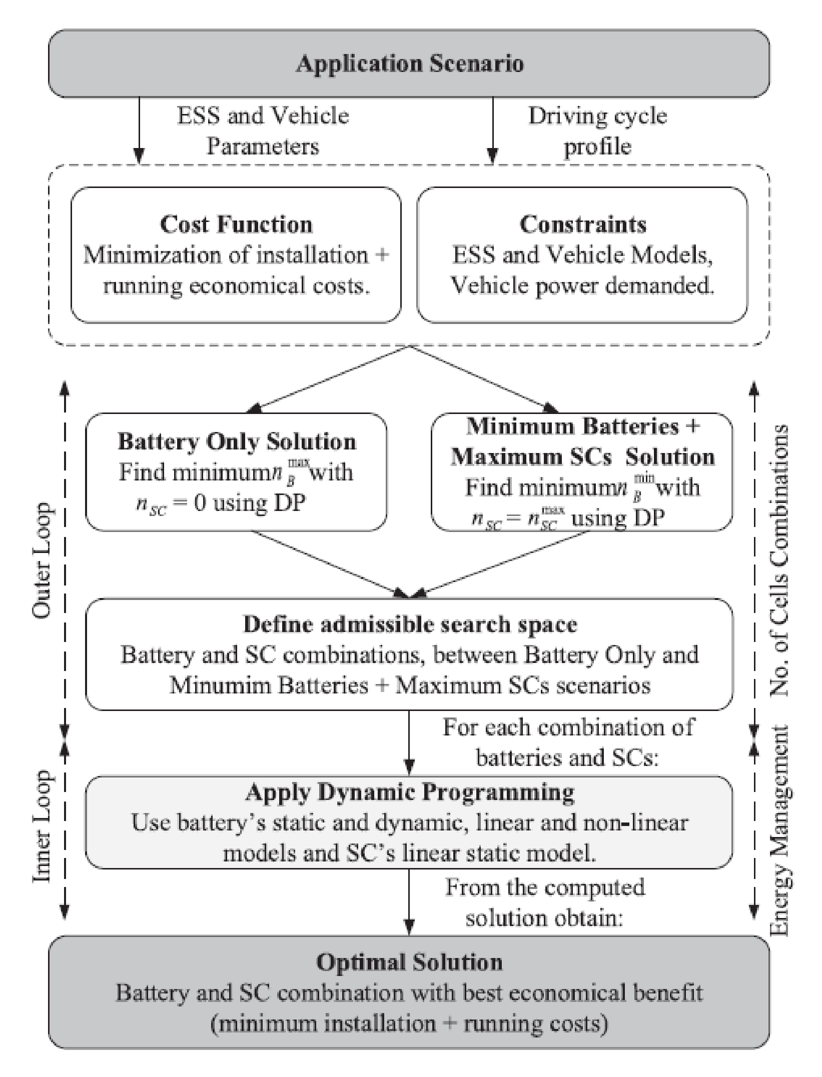



Figure 2.7 Algorithme d'optimisation bi niveaux tiré de [6]

### 2.3.5 Approches scalaires

Bien qu'il est très intéressant de tenir compte de tous les objectifs en même temps, cela est souvent un défi de taille. C'est pourquoi, dans certains cas, il est préférable de transformer un problème d'optimisation multi-objectif en un problème mono-objectif à l'aide d'une méthode scalaire. Le front de Pareto peut alors être calculé par des méthodes comme la somme pondérée ou bien la minimisation d'une distance à un point de référence choisit par le concepteur [40].

#### Somme pondérée

Il existe une multitude d'approches scalaires et la méthode la plus souvent utilisée est certainement la somme pondérée. Principalement pour son intuitivité et sa facilité d'implémentation [41, 42]. Le principe de la somme pondérée est d'appliquer des poids différents à chacune des fonctions objectifs et ensuite faire la somme de ceux-ci pour obtenir une valeur scalaire. Ceci permet d'évaluer chacune des solutions non dominées sur la même base. Pour conserver la condition d'optimalité de Pareto, la somme totale des poids doit toujours être égal à 1. De plus, pour obtenir le pointage agrégé de toutes les solutions, les sommes pondérées seront minimisées, c'est-à-dire que si une fonction doit être maximisée, le coefficient sera multiplié par -1 [43]. La définition de la somme pondérée est donnée à l'équation (2.3). Il existe aussi plusieurs manières de définir comment les poids seront attribués [44], mais lorsque l'on veut étudier un front de Pareto plus large, l'utilisation de valeurs étendues est préférable. Un problème souvent rencontré avec ce genre d'approche est la différence d'unités ou d'ordre de grandeur entre les différentes variables. En utilisation une méthode de normalisation, on peut s'assurer d'obtenir une comparaison plus égale [45].

$$F(x) = \sum_{i=1}^{m} w_i f_i(x), w_i \geq 0, \sum_{i=1}^{m} w_i = 1 \tag{2.3}$$

#### Distances $L_1$ et $L_\infty$

Une autre manière d'utiliser une approche scalaire à un problème d'optimisation mulit-objectifs est d'utiliser le concept de distance. En définissant un point de référence que le concepteur aimerait atteindre en utilisant des valeurs d'ingénierie, il est possible d'intégrer à l'algorithme d'optimisation les préférences de celui-ci. Ce qui permet d'obtenir des solutions non dominées plus près de ce dont le concepteur à besoin. Les deux métriques les plus présentent dans la littérature sont la $L_1$ (distance Manhattan) et la $L_\infty$ (distance

Chebyshev). On utilise la distance Manhattan principalement pour compenser les différences absolues entre chacune des fonctions objectives par rapport au point de référence pour obtenir une solution plus balancée [46]. La distance Chebyshev est quant à elle non compensatoire puisqu'elle ne considère que la plus grande différence entre les objectifs et le point de référence. On considère la plus grande déviation, donc le pire scénario [47]. En combinant ces deux métriques, il est possible d'ajouter des solutions non dominées différentes au front de Pareto et ainsi obtenir plus d'information quant au problème à résoudre.

Il existe pratiquement autant de méthodes d'optimisation de problèmes à optimiser. Choisir la plus appropriée est donc une opération complexe. Les méthodes globales sont prometteuses, puisque l'on veut principalement dégrossir le problème et orienter l'ingénieur dans la bonne direction. Cependant, ces méthodes possèdent généralement de longs temps de calcul. C'est pourquoi une approche scalaire semble être la meilleure option. De par la simplicité de l'implémentation, leur flexibilité dans le nombre d'objectifs possible ainsi que leur temps rapide d'exécution, cette méthode semble être la plus appropriée pour l'application de ce projet de recherche. De plus, il sera plus facile d'incorporer les préférences du concepteur à l'aide de cette méthode. Une fois que le concepteur a optimisé son problème et sélectionné un concept, il doit s'assurer que celui-ci effectuera le travail avant de construire un prototype matériel. La prochaine section fait l'état de l'art des méthodes de simulation et de validation de la conception de bloc-batterie lithium-ion.

## 2.4 Simulation et validation du concept

Une étape importante dans le processus de conception de bloc-batterie est bien sur la validation. Il faut pouvoir démontrer que le concept retenu rempli les requit ou bien être capable de comparer plusieurs concepts pour en ressortir le meilleur. L'idéal est de concevoir une batterie virtuelle pour permettre la simulation du cycle qui lui sera appliqué dans la réalité pour obtenir un portrait réaliste de son comportement potentiel.

### 2.4.1 Modèles de batterie lithium-ion

Le domaine de la modélisation de batterie est vaste. Le modèle à utiliser dépend du niveau de détails nécessaire énoncé dans la formulation du problème. Un modèle peut être de très haut niveau pour simplement valider la configuration mécanique de la batterie ou bien très précise pour explorer les interactions électrochimiques lors d'une recharge. Le résultat final dépendra toujours de la fiabilité et de la qualité du modèle. Plus un modèle sera précis,

plus il sera complexe et demandera plus de ressources. Il faut donc trouver l'équilibre selon le problème à résoudre. Il existe plusieurs types de modèles de batterie dans la littérature qui permettent d'étudier l'information à différents niveaux.

Les modèles stochastiques [48] et analytiques [49, 50] bien que parmi les plus simples, ne permettent pas de modéliser les non-linéarités et de tenir compte de l'aspect thermique et du vieillissement. Il existe des modèles modélisant un aspect particulier de la batterie comme les modèles thermiques [51], les équivalents électriques [52] ou bien électrochimiques [53]. Bien qu'ils soient très efficaces dans leur domaine respectif, ils sont souvent trop complexes pour être intégré dans une méthode de dimensionnement ou ne sont pas assez complets pour tenir compte de tous les aspects [54]. Les cellules lithium-ion regroupent plusieurs phénomènes physiques concurrents, soit électriques, thermiques et chimiques. Il est donc impossible de modéliser une batterie à partir d'un seul type de modèle, il faut utiliser une combinaison de ceux-ci. On remarque que les entrées de certains modèles sont les sorties de d'autres. Il est donc possible de trouver une combinaison permettant de former un modèle couplé adéquat. Cependant, il ne s'agit pas d'un exercice trivial. Plusieurs approches sont présentées dans la littérature [51, 55, 56, 19].

### 2.4.2 Effets des modèles sur la précision des résultats

Le choix du modèle a un effet direct sur la précision des résultats. Par exemple en comparant des simulations en utilisant des modèles linéaires statiques, non linéaires statiques et non linéaires dynamiques, on peut obtenir des différences de l'ordre de 14-16%. Cet impact peut être réduit si une stratégie non causale pour trouver l'optimum global est utilisée [6]. Le choix du modèle est donc une étape cruciale, puisqu'il affecte non seulement la précision des résultats, mais aussi le temps de calcul. Il faut donc trouver le bon compromis ou bien donner de la flexibilité à l'utilisateur.

### 2.4.3 Validation du concept

Une fois le concept choisi il faut le valider. De nos jours, il est pratiquement impensable d'aller directement à un prototype physique avant de l'avoir simulé. Il s'agit d'une étape cruciale avant la fabrication du bloc-batterie pour s'assurer qu'il respectera les limites d'opération et de sécurité nécessaire. Bien qu'il existe plusieurs modèles de bloc-batterie pouvant être simulés comme décrit plus haut, une méthodologie avec une représentation plus graphique est de plus en plus populaire. La représentation énergétique macroscopique (REM) fut introduite il y a quelques années pour représenter graphiquement l'interaction de plusieurs sous-systèmes reliés ensemble pour en simuler le comportement [57]. Cette

méthodologie permet principalement de modélisation les différentes interactions, mais aussi le modèle de contrôle ainsi que boucle de rétroaction. Cette méthodologie est un outil fort utile lorsqu'on doit modéliser des véhicules électriques [58].

## 2.5 Conclusion

Le dimensionnement d'un bloc-batterie n'est pas une tâche simple. Beaucoup de variables doivent être considérées pour faire un choix éclairé. De plus, avec le nombre croissant de cellules disponibles, de comparer tout ce qui est disponible sur le marché avec toutes les combinaisons possibles devient une tâche impossible. À la suite de la revue de l'état de l'art, on peut remarquer plusieurs opportunités pour améliorer le dimensionnement de bloc-batterie. Tout d'abord, peu se sont concentrés sur la phase préliminaire de la conception. L'obtention d'un ensemble de solutions faisables grâce à un problème de satisfaction de contraintes permettrait d'automatiser une partie du processus tout en analysant une multitude de combinaison possible. Ceci donnerait donc au concepteur une première vue d'ensemble sur ce qu'il serait possible de concevoir tout en pouvant obtenir une première comparaison de différentes cellules. Par la suite, on doit pouvoir distinguer une solution par rapport à une autre. Bien que plusieurs chercheurs se sont penchés sur l'optimisation du concept, il serait très intéressant de pouvoir évaluer la qualité de chacune des solutions faisables selon des critères définis. L'utilisation d'un problème d'optimisation contraint semble être la solution puisqu'il peut être considéré comme l'extension d'un problème de satisfaction de contraintes, auquel on ajoute une couche d'optimisation. Dans l'optique où l'on veut conserver le temps d'exécution rapide, le choix de la méthode d'optimisation est primordial. L'approche scalaire semble être la meilleure solution pour obtenir les solutions non dominées dues à la nature discrète du problème à résoudre, mais aussi pour conserver le temps d'exécution au minimum. Les 2 prochains chapitres présentent les deux parties majeures de ce projet de recherche. Tout d'abord dans le chapitre 3, le problème de satisfaction de contraintes utilisé avec la représentation est présenté avec une utilisation dans un cas réel. Par la suite, le chapitre 4 présente la couche d'optimisation, le problème d'optimisation contraint et la méthode de résolution avec démonstration sur un cas réel.

# CHAPITRE 3

# Design d'un bloc batterie haute performence comme un problème de satisfaction de contraintes

## 3.1 Avant-propos

**Titre original :** Design of a High Performance Battery Pack as a Constraint Satisfaction Problem

**Auteurs et affiliations :**

- **Louis Pelletier :** Étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique
- **Félix-Antoine LeBel :** Étudiant au doctorat, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique
- **Ruben Gonzalez-Rubio :** Professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique
- **Marc-André Roux :** Professionnel de recherche, Centre de Technologies Avancées BRP-UdeS
- **João Pedro Trovão :** Professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique

**Date d'acceptation :** 3 juin 2018

**État de l'acceptation :** Publié

**Référence :** 2018 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC) :
https ://doi.org/10.1109/VPPC.2018.8604956

**Date de parution :** 10 janvier 2019

### 3.1.1 Résumé

**Contenu :** Cet article présente une nouvelle méthodologie de conception pour bloc-batterie de véhicule électrique et démontre les avantages avec un cas réel impliquant une moto électrique. Cette nouvelle approche propose de définir le bloc-batterie comme étant un problème satisfaction de contraintes (CSP). Au lieu d'itérer les concepts manuellement, le processus automatisé donne au concepteur la liberté d'explorer complètement l'espace de recherche. En intégrant le concept de contraintes dures et molles, cela aide à diriger la recherche dans la bonne direction. Surtout pour bien comprendre où le concept peut être flexible pour bien choisir le meilleur compromis. De plus, en priorisant les contraintes dans le bon ordre, le temps d'exécution peut être réduit de façon significative. Ce qui rend le processus encore plus rapide. Lorsqu'appliqués à un cas réel, les résultats démontrent que même si le concept original était fonctionnel, des opportunités d'amélioration étaient toujours présentes. De plus, en comprenant quelles contraintes sont les plus restrictives, il aurait été plus facile de voir comment le concept aurait pu être optimisé de façon efficace.

**Résultats :** Les résultats démontrent que le problème de satisfaction de contraintes (CSP) s'est avéré une méthode efficace pour obtenir l'ensemble des solutions faisables pour la conception d'un bloc-batterie. Également, lorsqu'appliqué à un cas réel, le concept obtenu démontre que des opportunités d'améliorations sont toujours présentes et permet de mieux comprendre ce qui contraint le concept.

**Contribution au mémoire :** Les méthodologies de conception de bloc-batterie les plus répandus sont celles par essais/erreurs ou bien celles qui demandent des licences logiciels très onéreuses. Il est donc très difficile de trouver une méthode permettant surtout d'itérer les concepts en phase préliminaire pour comprendre l'effet des contraintes, mais aussi pour étudier les cellules disponibles sur le marché. De plus, l'implémentation d'une interface graphique facilite l'utilisation de cette méthodologie en plus d'avoir des temps d'exécution très rapide. Finalement, l'utilisation d'un problème de satisfaction de contraintes pour obtenir l'ensemble des solutions faisables servira de données d'entrée pour la méthodologie d'optimisation présentée dans le chapitre suivant.

## 3.2 Abstract

This article presents a new framework for battery pack designs of electric vehicles and demonstrates the benefits with a real case study involving an electric motorcycle. The new approach proposes to define the battery pack as a constraint satisfaction problem (CSP). Instead of manually iterating the designs, the automated process gives the designer the freedom to explore the search space completely. By integrating the concept of hard and soft constraints, it helps to steer the search in the right direction. Mostly understanding where the design can be flexible to choose the best compromise. Moreover, by prioritizing the constraints in the right order, execution time can be reduced significantly. Making the process even faster. When applied to a real case scenario, results show that even if the original design was great, opportunities for improvement were still possible. Also, by understanding which constraints were the most important to prioritize, it would have been much easier to see where optimization in the design would have been the most effective.

## 3.3 Introduction

With the ever-growing electric vehicles (EVs) market, automotive constructors are now focusing on producing better, bigger and cheaper batteries. To be able to penetrate the mass market, they must produce batteries that can rival internal combustion engine performances. Range anxiety is probably the most common fear among the consumers along with charging time. Those factors must be considered and add complexity to an already non-trivial design. Many concurrent phenomena are occurring simultaneously making it very difficult to predict or emulate in computer simulations. There are also many parameters to take in consideration such as cell chemistry, temperature of operation, capacity, power, etc. To optimize the design and to meet the requirements while maintaining low costs remains a complex challenge. Most of the research efforts are concentrated on the cell itself and not as much has been done regarding what happens when they are assembled together. The task of designing and assembling a battery pack is not trivial. With many interrelated variables involved, it becomes difficult to analyze this type of problem by hand. Nowadays, software and methodologies have been developed to facilitate this process. Companies like Altair®, ANSYS®, Gamma Technologies and others have developed suites that allows the designer to build his own cells or battery packs but also allows to simulate them. They offer a lot of different features from design of experiments, optimization, simulation and data management [59], [4]. Their disadvantages are the prices, which are usually costly annual licenses plus the training and knowledge required to use the application. It is often required to have employees specially trained to use the product

to its full potential. In some cases, multiple software with multiple inputs and outputs are required to produce a design. Many authors have presented different methodologies to design battery packs. Over the last decade, optimization has become an ever-present solution to improve one or more aspect of the design. Whether that is the thermal aspect [2], the cost [60], performance [61] or the mechanical aspect [5]. In [2], the authors present a multiobjective optimization for the thermal management of the battery. Using the particle swarm optimization algorithm, they were able to obtain the Pareto front considering the thermal behavior for the designs. The drawbacks are the simulation time which is around 4 days and the need to possess a specific software license. A hybrid method is presented in [62], where the use of both gradient-free and gradient based method was utilized to accelerate the process and obtain better results. They optimized the design in respect to mass, volume and cost. The results obtained are promising, mostly for initial designs where subsequent analyses must be done to refine the solutions. But the complexity of the algorithm developed makes it very difficult to implement and use in industry. Another method is presented in [61], where models are used to optimize the design of the battery pack. Mostly focused on the thermal aspect, they are able to upgrade their initial design to a more robust design with lower temperatures. However, it is very difficult to analyze different configurations rapidly and is more focused on studying a particular configuration. Others have presented methodologies similar to these but integrating them within a tool. In [4], the authors present a tool that analyze the thermal behavior of the pack while studying different pack configurations. The tool allows more flexibility and ease to find the best configuration regarding the thermal aspect. The drawback is the complex architecture required to support the tool and the software license to run the computational fluid dynamics simulations. The mechanical aspect of the pack is often discarded in favor of thermal behavior. A methodology to optimize the layout and manufacturability of the battery pack is presented in [5]. It allows the designer to find the best mechanical layout and take in considerations some of the assembly process. But this method uses many hypotheses and only takes in account the electrical aspect to model the pack. The thermal aspect is not considered in this approach. Many methodologies exist for the sizing of a battery pack and determining its configuration. They vary in complexity and exactitude. Plus, they all have a certain advantage over the others, but they are not perfect and opportunities to better this process are still possible to explore. Some were highlighted in the last paragraph. This paper proposes a new framework to design battery packs based on constraint programming principles, by defining the problem as a constraint satisfaction problem (CSP) [63] and using finite domains constraints. This novel approach allows the designer to effectively and quickly explore the feasible set of solutions for the requirements

of the design. The paper is organized as follows: Section 3.4 introduces the constraint programming framework and explains how it can be used as a design tool for battery packs. Section 3.5 presents the case of study, the project specifications and a comparison of the results from the traditional method versus the new framework proposed. In section 3.6, following the results shown in the previous section, the importance of constraints prioritization and the concept of soft and hard constraints is explained and their impact quantified. Finally, section 3.7 concludes with final remarks and future works perspective.

## 3.4 Constraint Programming as a Design Tool

Constraint programming is a programming paradigm where the interactions between the different variables are expressed in the form of constraints. The constraints that can be used may be of various kind, such as linear inequalities, non-linear or others. It has been used extensively in scheduling problems, but it is seeing more and more use in product design [64], [23]. This paper focuses on one aspect of constraint programming, named CSP where variables have finite domains and must respect several constraints. They are often of high complexity and require a heuristic or a defined search method to steer the exploration of the search space. Otherwise the computation time rises exponentially.

### 3.4.1 Constraint Satisfaction Problem

A constraint satisfaction problem is formally described by a triplet (X, D, C) which is defined as follows [23]:

- $X = \{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$ is the finite set of variables of interest with n being the number of variables to be solved in the problem
- $D = \{d_1, d_2, d_3, ..., x_n\}$ is the finite set of domains for variables in X, where each $x_n$ of X gets its values in $d_n$.
- $C = \{c_1, c_2, c_3, ..., c_m\}$ is the finites set of constraints where m represents the number of constraints to be solved in the problem.

### 3.4.2 Battery Pack Sizing Framework

The battery pack design problem can be explained quite simply. There are variables which can take many values, but they must respect several constraints. The goal is then to find what are the possible combination of values for these variables where they will respect every constraint. Then, the search space can be minimized to only the possible solutions. This fits exactly the definition of a CSP. This concept is well known in the

artificial intelligence community. Very popular for solving scheduling problems, it has also seen some use in design problems and engineering [22].

The objective of the framework presented in this paper is to simplify the design process of battery packs. By modeling the pack design as a CSP, it facilitates and accelerates the process but also brings a flexibility not available with other methods. The designer enters his requirements, then the framework processes them in respect to the defined constraints and outputs the feasible set. Depending on the result, domains can be modified to be smaller or larger, variables can be changed, or constraints removed to explore other parts of the search space. The variables used in the framework are defined as follows:

| Design variables | Symbol | Unit | Domain |
|---|---|---|---|
| Number of cells in series | $N_s$ | cell | [1, 250] |
| Number of cells in parallel | $N_p$ | cell | [1, 250] |
| Distance between cells | $d_{cell}$ | mm | [1, 15] |
| Cell model | $Cell_{model}$ | Brand and model | LG HE2, LG HG2, LG MG1, LG MH1 |

Table 3.1 Definitions of the Framework's variables

The specifications for each cell are defined in Table 3.2.

| Parameters | Symbol | LG HE2 | LG HG2 | LG MG1 | LG MH1 |
|---|---|---|---|---|---|
| Diameter | $D_{cell}$ | 18.5 mm | 18.5 mm | 18.5 mm | 18.5 mm |
| Length | $L_{cell}$ | 65 mm | 65 mm | 65 mm | 65 mm |
| Weight | $M_{cell}$ | 44 g | 44 g | 44 g | 44 g |
| Minimum voltage | $V_{min,cell}$ | 2.5 V | 2.5 V | 2.5 V | 2.5 V |
| Minimum safe voltage | $V_{min,safe}$ | 3V | 3V | 3V | 3V |
| Nominal voltage | $V_{nom,cell}$ | 3.66 V | 3.66 V | 3.66 V | 3.66 V |
| Maximum voltage | $V_{max,cell)}$ | 4.2 V | 4.2 V | 4.2 V | 4.2 V |
| Capacity | $Q_{cell}$ | 2.35 Ah | 2.95 Ah | 2.75 Ah | 3.15 Ah |
| Internal resistance | $R_{cell}$ | 80 mΩ | 80 mΩ | 120 mΩ | 120 mΩ |
| Maximum discharge current | $I_{max,cell}$ | 20 A | 20 A | 10 A | 10 A |

Table 3.2 Cells Specifications

The constraints used in the framework are defined as follows:
The constraint $c_1(N_s, N_p, \Delta d_{cell})$ is used to make sure that the design respects the maximum volume available for the pack. $L_{cell}$, $D_{cell}$ and ,$\Delta d_{cell}$ are the length, the diameter and the distance between cells respectively. In this framework, all the available cells are Li-ion 18650 cells. $Vol_{max}$ is the maximum volume, in cubic meters, available for the battery pack and is defined by the designer.

$$Vol_{max} \geq N_s \cdot N_p \cdot L_{cell} \cdot (D_{cell} + (2 \cdot \Delta d_{cell}))^2 \tag{3.1}$$

The constraint $c_2(N_s, N_p)$ assures that the configuration respects the maximum mass allowed for the pack. $M_{cell}$ represents the mass of the cell, in kilograms, and depends on the selected cell model. $M_{max}$ is the maximum mass, in kilograms, allowed for the battery pack and is decided by the designer.

$$M_{max} \geq N_s \cdot N_p \cdot M_{cell} \tag{3.2}$$

The constraint $c_3(N_s, N_p)$ verifies that the configuration does not exceed the maximum price allowed for the design. $J_{cell}$ represents the price per cell and depends on the cell model and the market price. $J_{max}$ is the maximum price ($\$USD$) for the battery pack and is determined by the designer. It only considers the price per cell.

$$J_{max} \geq N_s \cdot N_p \cdot J_{cell} \tag{3.3}$$

The constraint $c_4(N_s, N_p)$ is used to verify that the configuration possesses enough energy for the usage of the pack. $V_{nom,cell}$ is the nominal voltage of the cell and $E_{min}$ is the minimum onboard energy, in kWh, necessary for the design and is decided by the designer.

$$E_{min} \leq N_s \cdot N_p \cdot Q_{cell} \cdot V_{nom,cell} \tag{3.4}$$

The constraint $c_5(N_s, N_p)$ verifies that the configuration does not exceed the maximum allowed voltage $V_{max}$ and where $V_{max,cell}$ is the maximum voltage of the cell.

$$V_{max} \geq N_s \cdot V_{max,cell} \tag{3.5}$$

The constraint $c_6(N_s, N_p)$ checks that the configuration has at least the minimum voltage necessary for the pack to operate. Where $V_{min,cell}$ is the minimum voltage of the cell. For safety reasons, the cells are not allowed to go under 3V.

$$V_{min} \leq N_s \cdot V_{min,cell} \tag{3.6}$$

The constraint $c_7(N_s, N_p)$ verifies that the pack can output the peak power required. Where $I_{max,cell}$ is the maximum discharge current of the cell and $P_{peak}$ the peak power needed for the application.

$$P_{peak} \leq N_s \cdot N_p \cdot V_{nom,cell} \cdot I_{max,cell} \tag{3.7}$$

The framework also evaluates the maximum temperature that the battery pack will attain to give an idea of the thermal behavior to the designer. It is done with a simple steady state thermal estimation that considers the battery pack as a perfect cube, that the heat is uniform inside of the pack, only the convection is considered and is uniform on the six faces of the cube. The initial temperature is the ambient temperature. The model is defined by equations (3.8) to (3.10). Table 3.3 defines the values for the model's variables.

| Variables | Description | Value | Unit |
|---|---|---|---|
| $R_{int,batt}$ | Total resistance of the pack | See 3.2 | $\Omega$ |
| $I_{rms}$ | Current representing the driving profile | 58.3 | A |
| $T_{amb}$ | Ambient temperature | 25 | °C |
| L | Length of the edge of the cube | $\sqrt[3]{Volume}$ | m |
| A | Surface area of the cube | $6 \cdot L^2$ | $m^2$ |
| $K_{brick}$ | Thermal conductivity of PCM | 7 | $\frac{W}{(m \cdot K)}$ |
| h | Thermal convection coefficient | 75 | $\frac{W}{(m^2 \cdot K)}$ |

Table 3.3 Thermal Model Variables Values

The heat generated during the driving cycle in the pack is calculated by (3.8). To be able to obtain the maximum temperature attained when in steady state, the total thermal resistance must be calculated with (3.9). Then, using the ambient temperature, the thermal resistance and the generated heat, the maximum temperature attained by the pack is obtained with (3.10).

$$Q = R_{int,batt} \cdot I_{rms}^2 \tag{3.8}$$

$$R_{tot} = \frac{(\frac{L}{4})}{(K_b rick \cdot A)} + \frac{1}{(h \cdot A)} \tag{3.9}$$

$$T_{max} = T_{amb} + R_{tot} \cdot Q \tag{3.10}$$

These constraints represent the common equations that need to be solved to start the design of a battery pack. By defining them as constraints, it becomes simple to change either the values of the requirements, the domains of the variables or the constraints themselves to change the search space.

### 3.4.3 Framework Implementation

The framework uses a generate and test approach to evaluate the CSP. Each variable of Table 3.1 will be iterated over its domain to evaluate each constraint. If all constraints are satisfied, the design is deemed feasible, otherwise it is discarded. These iterations will be done for each cell model and at the end, the thermal behavior will be calculated. When every configuration has been analyzed, graphs are drawn for each cell to be able to compare the differences. A graphical user interface has been created to facilitate the process. The implementation was done in MATLAB® for simplicity.

## 3.5 Case Study

To illustrate how this framework can be used in real applications, this section presents the analysis of a real case scenario. The battery pack studied in this paper was designed by the Electric Motorcyle Université de Sherbrooke (EMUS) team and can be seen in Figure 3.1 It is a high-performance Li-ion battery pack built from the ground up for racing [19].

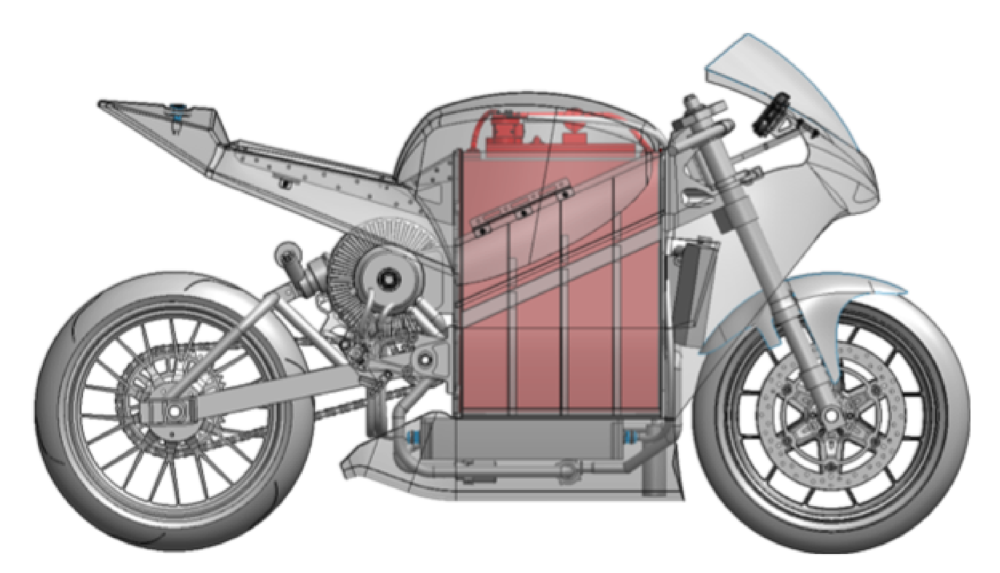


Figure 3.1 Université de Sherbrooke electric superbike prototype with highlighted battery pack

### 3.5.1 Project Specifications

The goal was to design a battery pack for a racing application. For this case study, the powertrain and the chassis are already chosen. The superbike is powered by a 160kW EMRAX® 268 axial flux permanent magnet synchronous machine and is controlled by a Rinehart Motion Systems PM150. The chassis is an aluminium monocoque construction. These three components give the basis of what is required of the battery pack. By examining the limiting values in the different datasheets and considering the racing environment, the requirements are formulated in Table 3.4.

| Requirements | Value | Unit |
|---|---|---|
| $Vol_{max}$ | 0.0694 | m3 |
| $M_{max}$ | 120 | kg |
| $J_{max}$ | 10000 | $USD |
| $E_{min}$ | 10 | kWh |
| $V_{max}$ | 700 | V |
| $V_{min}$ | 150 | V |
| $P_{peak}$ | 160 | kW |
| $P_{cont}$ | 80 | kW |

Table 3.4 Battery Pack requirements

### 3.5.2 Results and Discussion

Now that the requirements are defined in Table 3.4, the framework can be used to analyze the different possibilities for the battery pack design. From Table 3.4, values are assigned to the different constraints. This enables the framework to evaluate the variables over their domains and to calculate the feasible sets. For the cell model, only the LG HE2, LG MG1, LG MH1 and LG HG2 were considered in this case study. Once every variable has been iterated over its domain, the Ns/Np graphs are produced.

Figure 3.2 and Figure 3.3 are represented as number of cells in series on the Y axis and number of cell in parallel on the X axis. A configuration is represented as a Ns/Np couple. As stated in [12], the configuration choice is 135s 12p with LG HE2 18650 cells since 2016 and was done manually. The first interesting thing is that Figure 3.2 shows that the design chosen can still be improved. For the same number of cells in series, 17 cells in parallel are required to respect every constraint of the project. Up from the original design of 12 cells in parallel. But, if the LG HG2 is considered instead, the number of cells in parallel required is reduced because of the enhanced capacity of this model. Still keeping the same 135 in series from the original design, 16 are now necessary in parallel. It is interesting to note that both the LG MG1 and LG MH1 did not provide any feasible set. Mostly

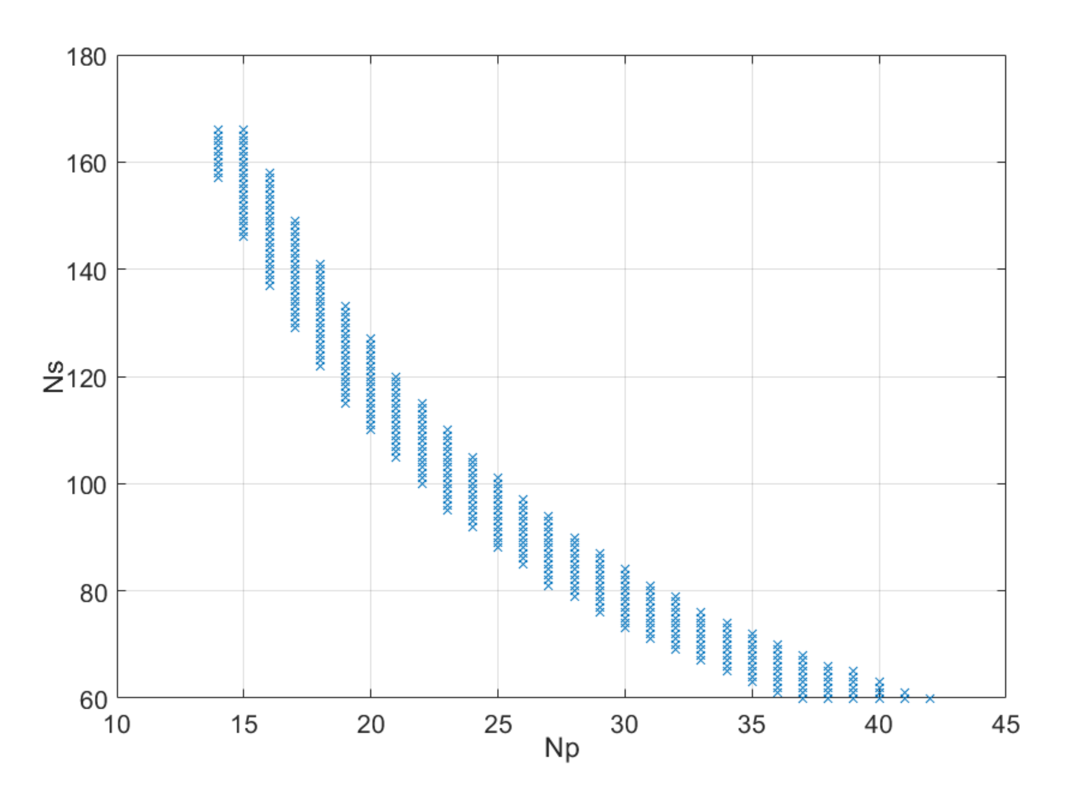



Figure 3.2 Feasible set of Ns/Np combinations for HE2 cell

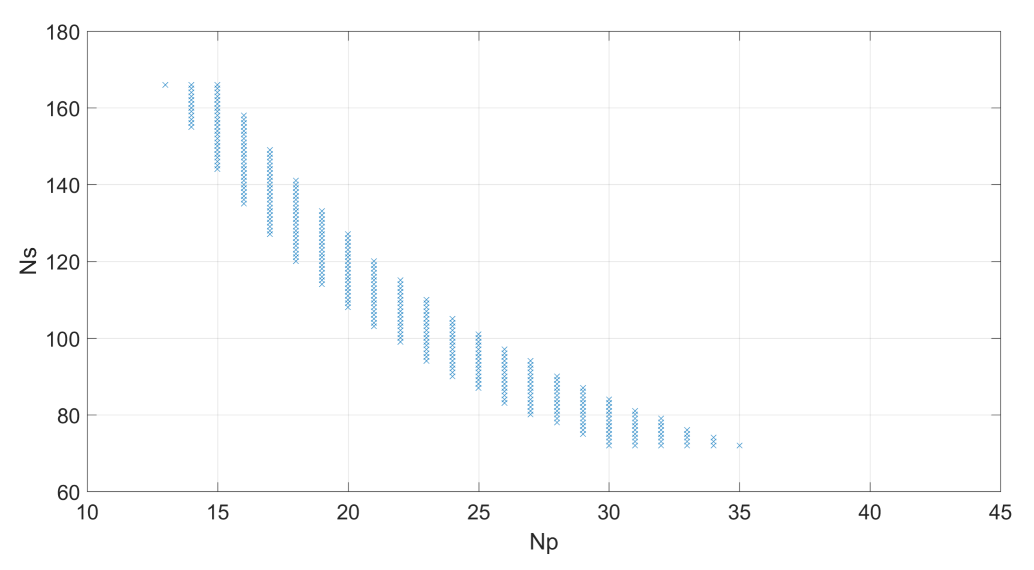



Figure 3.3 Feasible set of Ns/Np combinations for HG2 cell

because of their limitation on the maximum current and C-rate. Making them unsuitable for very high-power demand applications. In this case, the obvious choice is the LG HG2. It is of course a newer cell that was not available in 2016. If this fact is then considered, the LG HE2 was a good choice, but the configuration could still be improved. Instead of

the original 135s 12p configuration, the number of cells in parallel could be from 14 to 17 depending on the number in series. To better fit in the operating voltage of the motor, the number of cells in series could be augmented significantly.

When considering the mechanical packaging, adding more cells to the current design becomes very difficult. Originally, the configuration of series and parallel cells was chosen for its ease of packaging. Adding more cells, either in series or parallel would be feasible but a difficult exercise. The framework provides a good indication of what is possible, but some work must be done afterward to obtain a real configuration. It allows the designer to see that some improvements are still possible.

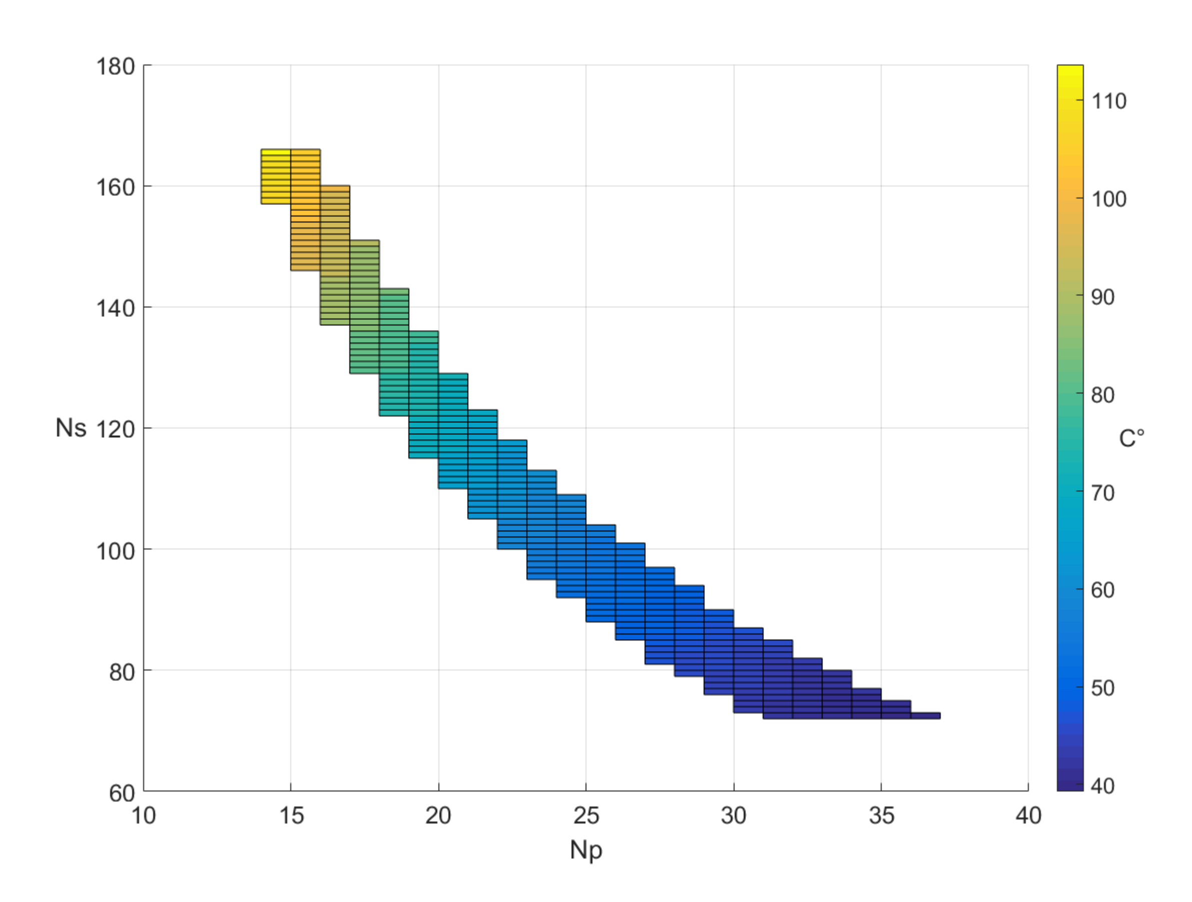



Figure 3.4 LG HE2 thermal behavior of Ns/Np configurations

Another important characteristic of the battery pack to consider is the thermal behavior. Ideally, the temperature that will be attained by the cells should be as low as possible. Both for safety and performance reasons. For the case studied in this paper, the method of cooling used is phase change material (PCM) from AllCell Technologies. The driving profile is extracted from data recorded at a real race that happened in 2017 at the New Jersey Motorsports Park circuit. Because of the simple static thermal model, the profile is

represented as the Irms seen by the battery. Figure 3.4 shows the maximum temperature of the battery pack for each of its possible configurations for the LG HE2 cell.

By using the proposed approach, it is possible to obtain results that were otherwise very difficult to obtain manually. This gives freedom and flexibility in the design to facilitate the process and obtain better designs faster. This framework poses as special calculator helping the designer and does not replace him. Some insights and calculation are still needed to validate the design and transpose it to real life. But, as demonstrated in the case studied, it provides a better view of the space of possibilities and would probably have given a different direction in the manufacturing of the battery pack.

## 3.6 Constraints Priorization and Relaxation

In the previous section, the battery pack configuration analysis demonstrated the advantages of the new approach over a manual method. It is very difficult and time consuming to iterate over many designs possibilities by hand. Another thing that is difficult to consider when using a manual method is how to prioritize the different constraints and what are the limits of the search space. In a framework such as a CSP, constraints priorities can have a major impact on execution time. While evaluating a configuration, as soon as a constraint is not satisfied, the evaluation process stops and goes to the next configuration. By placing the most restrictive constraints first, execution time can be saved. To calculate every possibility for each variable over their domains takes around 835 milliseconds when using every constraint listed previously. When using only the two most restrictive constraints from Table 3.5, the calculation time goes up to 985 milliseconds. On the other hand, if the less restrictive constraints are used, such as cost, mass and minimum voltage, the total time of execution is 29,72 seconds. This shows the importance of choosing wisely how the problem is constrained and in what order they are evaluated. These calculations were made on an Intel® Xeon® E5-1650 3.50GHz with 32 Gb of RAM.

The process of defining the priorities for each constraint will of course depend on the case studied. But most of the time, volume, power, energy, and voltage will be the four most restrictive constraints. For the case studied in this paper, the ranking is defined in Table 3.5. Once the constraints are ranked by priority, it is important to understand that they are not necessarily equally restrictive. Some will be hard constraint, where the value cannot in any case be exceeded. Some will be soft, where the value is more of a target that is malleable and has a lesser impact on the final design. Table 3.5 defines the type for each constraint for the case previously studied.

| Rank | Constraints | Type |
|---|---|---|
| 1 | Maximum volume | Hard |
| 2 | Minimum Peak Power | Soft |
| 3 | Minimum energy | Hard |
| 4 | Maximum voltage | Hard |
| 5 | Minimum voltage | Hard |
| 6 | Maximum cost | Soft |

Table 3.5 Constraints Priorization

It is important to understand how to effectively use these two types of constraints. Sometimes, by relaxing the soft constraints, new designs become available that would otherwise have been missed. The importance of relaxation is primordial in these types of design problems. With so many variables involved, the ability to relax some constraints to consider new possibilities becomes very useful in choosing the best compromise.

Of course, the definitions of hard and soft constraints will be tied to the case studied. For some mass will be very important, for space vehicles for example, but in other case not so much. It then becomes important for the designer to understand these principles to define better requirements and constraints to be able to explore efficiently the search space of possible solutions.

## 3.7 Conclusion

In this paper, a new framework for battery pack design was presented. By defining the problem of designing a battery pack as a CSP, a systematic and formal approach was developed. This framework can be applied to any type of battery pack sizing. It allows the designer to define better requirements, but also better constraints for its design. It can help comprehend which constraints are the most limiting and then optimize around them to obtain better designs. The application of this framework on a real-world scenario shows that improvements opportunities can be detected as soon as at the beginning of the design process. It is also interesting to note that this framework could be applied to many other types of problem by adapting the constraints and parameters in short time. It is not limited only to high performance battery packs.

For a more accurate exploration of the search space, new variables will be necessary. The form factor, of both the cell and the pack itself, will have a major impact on the final design and behavior of the pack. Sometimes using a prismatic cell instead of a cylindrical could save money or space and changing the form of the pack could have major impact on the thermal aspect. The depth of discharge could also be added to find the best window

for the application depending on the cycle applied to the pack. Finally, considering the packaging and the arrangement of the modules inside the pack is needed to better define which configurations are actually possible.

## 3.8 Acknowledgements

This work was supported by the Canada Research Chairs Program, the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada, and FCT under project grant UID / MULTI / 00308 / 2013.

# CHAPITRE 4

# Dimensionnement d'un bloc-batterie basé sur la configuration séries/parallèles comme un problème d'optimisation contraint

## 4.1 Avant-propos

**Titre original :** Sizing of A Battery Pack Based on Series/Parallel Configurations as a Constrained Optimization Problem

**Auteurs et affiliations :**

- **Louis Pelletier :** Étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique
- **Félix-Antoine LeBel :** Étudiant au doctorat, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique
- **Carlos Henggeler Antunes :** Professeur, University of Coimbra, Rua Silvio Lima, Polo II, Coimbra, 3030-290, Portugal
- **João Pedro Trovão :** Professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et informatique

**Date de soumission :** 17 mars 2019

**État de l'acceptation :** Soumis

**Référence :** Journal of Applied Energy

### 4.1.1 Résumé

**Contenu :** La conception de bloc-batterie pour véhicule électrique est un défi qui n'est pas simple à accomplir. Énormément de ressources informatiques, humaines et matérielles sont nécessaires. Beaucoup de temps et d'argent peuvent être économisés lors de la phase préliminaire du design en explorant le plus de solutions possibles dans le moins de temps possible. Cet article présente une nouvelle méthodologie de conception pour bloc-batterie qui permet des itérations rapides entre les concepts et de calculer les configurations optimales pour donner le plus d'informations sur les meilleures solutions disponibles. Le bloc-batterie est représenté sous une configuration *Ns/Np* dans un problème de satisfaction de contraintes (CSP) qui est résolu pour obtenir toutes les configurations possibles selon les requis spécifiques d'un véhicule. Le résultat est ensuite utilisé dans un problème d'optimisation contraint (COP) pour déterminer les solutions non dominées selon les fonctions objectif sélectionnées. Les solutions non dominées sont obtenues en optimisant des sommes pondérées de fonctions scalaires pour des ensembles de poids dispersés, en plus de minimiser les métriques $L_1$ (distance Manhattan) et $L_\infty$ (distance Chebyshev) par rapport à un point de référence, qui est établi avec des valeurs d'ingénierie. Ce point de référence permet de mettre en valeur les préférences du concepteur. Un cas réel est exploré où cette méthodologie d'analyse est utilisée pour faire la conception d'un bloc-batterie pour une moto électrique. Il s'est avéré que cette méthodologie est très efficace pour obtenir un prototype de bloc-batterie tout en comprenant quels sont les facteurs limitants ainsi que de quelle manière celui-ci pourrait être amélioré. Le bloc-batterie *24s/36p* conçu a ensuite été utilisé à la compétition MotoStudent 2018.

**Résultats :** Les résultats démontrent que le choix d'une configuration séries/parallèles n'est pas trivial. En effet, lorsque l'on considère le front de Pareto en entier avec des résultats bien dispersés, en projetant ce résultat sur une représentation *Ns/Np*, on comprend que de choisir le meilleur compromis n'est pas facile. Également, on démontre qu'une méthode haut-niveau, utilisant une combinaison de plusieurs sommes pondérées ainsi que des métriques $L_1$ et $L_\infty$, permettent d'obtenir beaucoup d'informations sur le concept en peu de temps.

**Contribution au mémoire :** Cet article présente la version définitive de la méthodologie de conception de bloc-batterie. En s'appuyant sur la représentation *Ns/Np*, l'ajout d'un problème d'optimisation contraint ainsi que la méthode pour le résoudre, donne une

manière innovatrice d'obtenir de l'information sur le concept de bloc-batterie en phase préliminaire.

## 4.2 Abstract

The design of electric vehicle batteries is a difficult challenge, requiring significant computational, human and material resources. However, a lot of time and money can be saved in the early design phase by exploring an extended range of potential solutions in a small timeframe. This paper proposes a new framework to design a battery pack which allows quick iterations between designs and to compute optimized configurations to give more information about the best available solutions. The battery pack is represented as a Ns/Np configuration in a Constraint Satisfaction Problem that is solved to exploit every possible configuration for specific vehicle requirements. The result is then used in a multi-objective Constrained Optimization Problem to determine the non-dominated solutions according to selected objectives functions. Non-dominated solutions are computed by optimizing weighted-sum scalar functions for well-dispersed sets of weights, as well as minimizing the $L_1$ (Manhattan metric) and $L_\infty$ (Chebyshev metric) distances to a reference point, which is established using practical engineering values. The use of weights and reference point allows to reflect the designer's preferences. A case study is explored where this analysis framework is used to design a battery pack for an electric motorcycle. It proved to be a very efficient and effective methodology to obtain the first prototype of the battery whilst understanding the limiting factors but also how its design could be improved. The 24s/36p battery designed has been used successfully at the MotoStudent race in 2018.

## 4.3 Introduction

### 4.3.1 Motivation

With the continuous growth of electric vehicles (EVs) sales in the automotive market, all the major companies are either developing an electric mobility strategy or starting to mass produce these vehicles. The main technology used in EVs is the lithium-ion battery, which has been evolving rapidly for the past two decades. As this technology is becoming more mature, the challenges are changing from how to connect elements together efficiently to make a battery pack to how can it be cheaper, more performant, smaller and lighter. While the technology for building a battery is now well known, this remains a non-trivial challenge. With several phenomena occurring simultaneously inside the battery, which are affected by the environment in which it operates, it is difficult to consider them all in the design phase. The optimization of every detail of the design takes a lot of computational, human and material resources to accomplish. Moreover, for every new design, each step must be repeated. This makes the process very difficult to be implemented in a fast,

efficient, cost effective and flexible way. Also, exploring the entire search space of feasible solutions becomes impossible for a human to do by trial and error. If the designer wants to evaluate every possible value for all the variables, the number of possibilities rapidly explodes. Therefore, this optimization process should be automated to reduce the time to market of battery packs. Several methodologies have been proposed in the literature and in the past few years companies have released commercial software suites to support that process. When compared to more traditional methods, these software packages clearly bring advantages but, to the knowledge of the authors, no methods proposed so far focuses on the early design phase to gain as much information as possible before going into costly optimization.

### 4.3.2 Litterature review

To properly size a battery pack is a tremendous challenge. It requires knowledge in many specific technical aspects such as mechanical, chemical and electrical engineering [19]. Moreover, many steps are required to go from requirements to a finished product. First deriving a number of good concepts during the early phase to then start optimizing the different aspects. Then, after many optimization passes, the first prototypes can be assembled and tested before reaching a product that will be used in a real vehicle. Several authors have presented different methodologies to size and design battery packs. Over the last decade, optimization has become an usual approach to improve one or more aspects of the design, including thermal [2, 65, 66], cost [60, 67], performance [61] or mechanical aspects [5]. In [2], the authors present a multi-objective optimization approach for the thermal management of the battery.The particle swarm optimization (PSO) algorithmwas used to obtain the Pareto front displaying the trade-off between minimizing the cell maximum temperature, the power consumption of the thermal system and the area of one of the battery modules. The drawbacks were the simulation time, which is around 76 hours, and the need of a specific software license for COMSOL Multiphysics®, which can be costly. A hybrid method is presented in [62], where both gradient-free and gradient-based methods were utilized to accelerate the computation process and obtain better results. The design was optimized with respect to mass, volume and cost. The results obtained were promising, mostly for initial designs upon which subsequent analyses must be done to refine the solutions. However, the complexity of the algorithm developed makes it very difficult to be implemented and used in industry. Another method is presented in [61], where a electrochemical-thermal model was used to optimize the design of the battery pack. Mostly focused on the thermal aspect, the initial design was upgraded to a more robust design with a lower operating temperature in a race environment. However, this

methodology focuses on studying one particular configuration at a time, making it difficult to analyze different configurations rapidly. Other methodologies similar to these ones but implemented with customized software have been presented. In [4], the authors present a custom software implementation to analyze the thermal behavior for different pack configurations. This software allowed more flexibility and eased finding the best configuration regarding the thermal evaluation aspect. The drawbacks were the complex architecture required to support the implementation and the need of a software license to run the computational fluid dynamics simulations. While volume, cost, mass or temperature are often considered as aspects to optimize, the mechanical aspect of the pack is often overlooked and thought about later in the process. A methodology to optimize the layout and manufacturability of the battery pack was presented in [5]. It allows the designer to find the best mechanical layout and take into consideration the assembly process. However, this method uses many hypotheses and only considers the electrical aspect to design the pack, the thermal aspect not being considered. Another interesting way of looking at sizing a battery pack is by sizing using the series-parallel configuration [21], i.e. displaying the resulting configuration in a simple way using the number of cells in series and parallel as the graph axes [19, 20]. This method of representation is becoming more popular, mostly in industrial settings for its easiness of understanding. As highlighted above, several methodologies already exist for the sizing of battery packs. However, the development of a fast, flexible and reliable algorithm to tackle this problem poses many challenges. Multiple ways of representing the battery pack to be dealt with by an algorithm exist, which are mostly driven by the aspects that the designer wants to prioritize. The Constraint Satisfaction Problem (CSP) has regained a lot of popularity in recent years in engineering applications [22, 23]. Pioneered in the 1980s by artificial intelligence researchers [24], it is increasingly utilized to solve engineering problems. In CSP, given a set of variables each of them having a finite domain and interrelated by a set of constraints, the goal is to find feasible values of variables that satisfy every constraint. Several versions of a CSP exist. In the MAX-CSP, one seeks to satisfy the maximum number of constraints [25]. In the Weighted Constraint Satisfaction Problem (WCSP), one aims to minimize the total weight of the unsatisfied constraints [26]. While obtaining one or a particular set of solutions is of interest, optimizing multiple conflicting objectives is very important to improve design options by enabling to consider the underlying trade-offs between distinct axes of evaluation. Because of the similarity of structure, the CSP definition can be extended to a Constrained Optimization Problem (COP) [68], which allows the consideration of one or more objective functions in the CSP results to find the best solutions. In general, multiple evaluations aspects that can be operationalized as objective functions are at stake to be optimized in a battery

pack. Different algorithmic approaches have been used to solve COPs enabling to cope with the combinatorial nature of the problem. Whenever mathematical programming algorithms cannot be applied due to the combinatorial dimension and/or non-linearity of optimization models, meta-heuristic approaches can be of help to provide good quality solutions with an acceptable computational effort; for instance, Tabu Search, working as a local search method, or Evolutionary Algorithms, enabling a global exploration of the search space by combining solutions with distinct characteristics [26]. While the goal of a COP is to find the optimal solution desirably with a lower computational effort, a good solution in a short time is often required for real-world applications [27]. In multiple objective problems, a Pareto optimal front, or an approximation of it, should be computed. Multiple objective models and methods enable to consider multiple, conflicting and incommensurate evaluation aspects of the merit of solutions seeking to obtain satisfactory compromise solutions belonging to the Pareto front, in the sense they establish acceptable trade-offs between the competing objectives. This front can be obtained computing one non-dominated (Pareto optimal) solution in each iteration, using scalarizing techniques such as weighted sums of the objective functions or minimizing a distance to a reference point the designer would like to attain, or by means of population-based approaches such as Evolutionary Algorithms in which a population of solutions expectedly converges to the true Pareto front (which, in general, is unknow in real-world problems).

### 4.3.3 Contributions

This paper proposes a new framework for lithium-ion battery pack sizing optimization using the Ns/Np representation presented in [19, 20] in combination with a CSP approach, which is then extended to a multi-objective COP for which Pareto optimal solutions are computed by optimizing surrogate scalar functions. It is focused on the early stage of design to provide as much information as possible before moving to any expensive and specific optimization procedure. This proposed framework allows the designer to compare the results for different cells by providing series-parallel configuration graphs of those solutions. The thermal aspect is also considered, giving the designer further insights into the design. At the end, the framework outputs a set of non-dominated solutions evaluated with different metrics to obtain a broader picture of what suits the requirements best. Leaving space for the designer to choose according to its preference also. The design chosen can then be optimized further with more specific optimizations. The methodology presented in this paper is applicable to any type of batteries that are made of lithium-ion cells. As long as the driving cycle parameters and the battery packs requirements are known, any vehicle can be evaluated. To illustrate the potential practical usefulness of this

framework, a case study is presented to show how it can be used in a real case study where an electric superbike battery pack was built for an international student competition.

### 4.3.4 Paper organization

This paper is organized as follows. The motivation, literature survey, contributions, and organization have been addressed in this introduction. In section 2, the methodology is presented. A case study is presented in section 3. Results are presented and discussed in section 4. Conclusions are drawn and future work is outlined in section 5.

## 4.4 Methodological approach

The primary aims are to shorten time to market by reducing the time length of the first stage of the design process and obtain thorough results of the design before doing further engineering analysis that requires extensive resources and time. This section presents an overview of the methodology and details the different components.

### 4.4.1 Constraint Satisfaction Problem

There are multiple ways to define a CSP depending on the application. To explore all the possibilities for the design of a battery pack, some characteristics will inevitably be in conflict. This means that some trade-offs are necessary, which must be appraised and quantified. For these reasons, the MAX-CSP definition is used [25]. This means that the algorithm will try to maximize the number of constraints satisfied and the quality of these solutions is measured by how many constraints, of equal importance, are satisfied. Using hard and soft constraints, the MAX-CSP is able to reject any non-feasible configurations and compute a score depending on the magnitude of the penalty associated with soft constraints that are violated. A hard constraint cannot be violated, and the corresponding design will not appear in the feasible set. A soft constraint may be violated, but a penalty score will be given depending on the violation degree and the design will still appear in the feasible set [69]. This framework implements a small modification of the MAX-CSP to feed the results directly into the COP algorithm to optimize the design. Since the designer already has some a *a priori* knowledge of the problem in the form of requirements from a client, this information enables to restrict the search space at the outset. The framework considers n variables, each of them having its own discrete finite domain. To solve the CSP, a generate and test approach is used, in which every configuration is calculated and evaluated. This ensures a complete evaluation of the search space to obtain as much

information as possible. For computation time reduction purpose, the number and domain range of variables should be the minimum required to fulfill the designer needs. This part of the framework is based on using the Ns/Np representation sizing methods presented in [8, 9], considering several improvements on constraint definitions, as detailed below.

A constraint satisfaction problem is formally described by a triplet (X, D, C), which is defined as follows [24]:

- $X = \{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$ is the n-dimensional set of design variables of interest.
- $D = \{d_1, d_2, d_3, ..., x_n\}$ is the n-dimensional set of domains for variables in $X$, where each $x_i \in X$ gets its values in a real - or set - valued $d_i, i = 1, \dots, n$
- $C = \{c_1, c_2, c_3, ..., c_m\}$ is the m-dimensional set of constraints defining the feasible region.

For a solution to be considered valid to the CSP, it must be complete and consistent; i.e., a valid design solution must satisfy the defined domain of the variables and the hard constraints.

The variables used in the proposed framework are defined in Table 4.1.

| Design variables | Symbol | Unit | Domain |
|---|---|---|---|
| Number of cells in series | $N_s$ | cell | [1, 250] |
| Number of cells in parallel | $N_p$ | cell | [1, 250] |
| Phase Change Composite ratio | $PCC_{ratio}$ | % | [10, 16] |
| Cell model | $Cell_{model}$ | Brand and model | LG HE2, LG HG2, LG MG1, LG MH1, Samsung 30Q |

Table 4.1 Definitions of the Framework's variables

The Phase Change Composite [1] (PCC) ratio is set between 10% and 16% for design reasons and product availability. The cell model is considered a variable but is mainly used to define coefficients in the constraints. All cells listed in Table 1 are 18650 cylindrical cells. The specification parameters of each cell model are presented in Table 4.2.

The constraints used in the framework are defined as follows.

The constraints used in the framework are defined as follows:
The constraint $c_1(N_s, N_p, PCC_{ratio})$ is used to make sure that the design respects the maximum volume available for the pack. The geometry and modularity of the pack is not considered in this constraint. This considers the volume of the cells plus the filling material

1. PCC: Phase Change Composite thermal materials improve the safety and performance of lithium-ion battery packs. PCC is a lightweight combination of phase change material and graphite that absorbs and distributes heat [70].

| Parameters | Symbol | LG HE2 | LG HG2 | LG MG1 | LG MH1 | 30Q |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Diameter (mm) | $D_{cell}$ | 18.5 | 18.5 | 18.5 | 18.5 | 18.5 |
| Length (mm) | $L_{cell}$ | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 |
| Weight (g) | $M_{cell}$ | 44 | 44 | 44 | 44 | 45 |
| Minimum voltage (V) | $V_{min,cell}$ | 2.5 | 2.5 | 2.5 | 2.5 | 2.5 |
| Minimum safe voltage (V) | $V_{min,safe}$ | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| Nominal voltage (V) | $V_{nom,cell}$ | 3.66 | 3.66 | 3.66 | 3.66 | 3.66 |
| Maximum voltage (V) | $V_{max,cell)}$ | 4.2 | 4.2 | 4.2 | 4.2 | 4.2 |
| Capacity (Ah) | $Q_{cell}$ | 2.35 | 2.95 | 2.75 | 3.15 | 2.9 |
| Internal resistance (mΩ) | $R_{cell}$ | 80 | 80 | 120 | 120 | 85 |
| Maximum discharge current (A) | $I_{max,cell}$ | 20 | 20 | 10 | 10 | 15 |

Table 4.2 Cells Specifications

to handle as many cases as possible. The gap between the cell is filled with PCC from AllCell Technologies [70], which acts as the cooling medium. $L_{cell}$, $D_{cell}$ and $PCC_{Ratio}$ are the length, the diameter and the ratio of PCC relative to the mass of the cells, respectively. In this framework, all the available cells are Li-ion 18650 cells. $Vol_{max}$ is the maximum volume, in liters, available for the battery pack, which is defined by the designer. To calculate the total volume of the pack, first the total volume of the cells is calculated by (4.1). Then, using the $PCC_{Ratio}$, the mass of the PCC, $Mass_{PCC}$, is computed by (4.2) using the ratio relative to the cells mass. To obtain the volume of the PCC, its mass is divided by its density of 0.87 kg/L [71]. Finally, the total volume, in liters, of the pack is the sum of cells and PCC volume. The constraint $c_1(N_s, N_p, PCC_{ratio})$ is defined by (4.3).

$$Vol_{cell} = N_s \cdot N_p \cdot L_{cell} \cdot \pi \cdot \left(\frac{D_{cell}}{2}\right)^2 \tag{4.1}$$

$$Mass_{PCC} = PCC_{Ratio} \cdot N_s \cdot N_p \cdot M_{cell} \tag{4.2}$$

$$Vol_{max} \geq Vol_{cell} + \left(\frac{Mass_{PCC}}{0.87}\right) \tag{4.3}$$

The constraint$c_2(N_s, N_p, PCC_{ratio})$ assures that the configuration respects the maximum mass allowed for the pack. $M_{cell}$ represents the mass of the cell, in kilograms, and depends on the selected cell model. $Mass_{max}$ is the maximum mass, in kilograms, allowed for the battery pack, which is defined by the designer. First the mass of the cells is calculated using (4.4). Using the result of (4.2), the total mass of the pack is computed by adding the cells total mass, $Mass_{cell}$, to the PCC mass $Mass_{PCC}$. The constraint $c_2(N_s, N_p, PCC_{ratio})$ is defined by (4.5), including (4.4) and (4.2).

$$Mass_{cell} = N_s \cdot N_p \cdot M_{cell} \tag{4.4}$$

$$Mass_{max} \geq Mass_{cell} + Mass_{PCC} \tag{4.5}$$

The constraint $c_3(N_s, N_p)$ verifies that the configuration does not exceed the maximum price allowed for the design. $J_{cell}$ represents the price per cell and depends on the cell model and the market price. $J_{max}$ is the maximum price ($\$USD$) for the battery pack, which is determined by the designer. It is based only on the estimated price per cell. The constraint $c_3(N_s, N_p)$ is represented by (4.6).

$$J_{max} \geq N_s \cdot N_p \cdot J_{cell} \tag{4.6}$$

The constraint $c_4(N_s, N_p)$ ensures that the configuration possesses enough energy for the pack to be usable. $V_{nom,cell}$ is the nominal voltage of the cell and $E_{min}$ is the minimum on-board energy necessary, in kWh, which is established by the designer. $Q_{cell}$ represents the capacity of the cell in mAh. The constraint $c_4(N_s, N_p)$ is defined by (4.7).

$$E_{min} \leq N_s \cdot N_p \cdot Q_{cell} \cdot V_{nom,cell} \tag{4.7}$$

The constraint $c_5(N_s, N_p)$ verifies that the configuration does not exceed the maximum allowed voltage $V_{max}$, where $V_{max,cell}$ is the maximum voltage of the cell. The constraint $c_5(N_s, N_p)$ is implemented by (4.8).

$$V_{max} \geq N_s \cdot V_{max,cell} \tag{4.8}$$

The constraint $c_6(N_s, N_p)$ requires that the minimum voltage of the pack at maximum power demand remains not lower than the minimum voltage required by the different components to function properly. $V_{min,cell}$ is the minimum voltage of the cell, $R_{cell}$ is the internal resistance of the cell and $I_{batt,max}$ is the maximum current demanded by the motor, which is divided by Np to obtain the current demand applied at the cell level. The constraint $c_6(N_s, N_p)$ is defined by (4.9).

$$V_{min} \leq N_s \cdot \left(V_{min,cell} - R_{cell} \cdot \left(\frac{I_{batt,max}}{N_p}\right)\right) \tag{4.9}$$

The constraint $c_7(N_s, N_p)$ verifies that the pack can output the peak power required. $I_{max,cell}$ is the maximum discharge current of the cell and $P_{peak}$ is the peak power needed for the application. The constraint $c_7(N_s, N_p)$ is stated by (4.10).

$$P_{peak} \leq N_s \cdot N_p \cdot V_{nom,cell} \cdot I_{max,cell} \tag{4.10}$$

This framework uses a steady state thermal model to give an estimate of the maximum temperature reached by the pack during the cycle through resistive heating. The heat generation of a single cell $\dot{q}_{cell}$ is given by (4.11).

$$\dot{q}_{cell} = R_{cell} \cdot I_{cell}^2 \tag{4.11}$$

To obtain $I_{cell}$ , first the average power output of a cell is calculated with (4.12), which corresponds to the average power of the cycle $P_{cycle,average}$ divided by the total number of cells. Then $I_{cell}$ is obtained with (4.13) by dividing the power output of a single cell $P_{cell}$ by the nominal voltage of the cell $V_{nom,cell}$.

$$P_{cell} = \frac{P_{cycle,average}}{(N_s \cdot N_p)} \tag{4.12}$$

$$I_{cell} = \frac{P_{cell}}{V_{nom,cell}} \tag{4.13}$$

Heat is generated nearly uniformly along the length of the rolled-up electrodes of the cell during discharge. The temperature gradient between the surface and the core is negligible, therefore allowing the lumped thermal model to be applied to the problem. This assumption applies to small diameters cylindrical cells, at moderate currents and under normal cooling conditions, which is the case in battery packs made of a multitude of cells enclosed in a cooling media. This allows the 3D multi-cell problem to be simplified to a one-dimensional single cell, surrounded by a layer of cooling material with steady heat losses. When assuming low contact resistance between the cell and the cooling media, both temperatures can be assumed identical. Thus, the thermal inertia of the pack mCp equals the sum of the thermal inertia of the cells $m_{cp,cell}$ and cooling media $m_{Cp,pcc}$ as given by equation (4.14).

$$m_{Cp} = m_{Cp,pcc} + m_{cp,cell} \tag{4.14}$$

A constant cooling power is assumed, may it be achieved via natural convection, forced air cooling or water cooling. It is possible to determine the temperature of the pack under steady-state conditions by computing the balance of heat generated by all of the cells $\dot{q}_{cell}$ and the amount that can be dissipated by the cooling system $\dot{q}_{cool}$, over the cycle duration $\Delta t$.

$$\dot{q}_{pack} = \dot{q}_{cell} \cdot N_s \cdot N_p - \dot{q}_{cool} \tag{4.15}$$

$$Q_{pack} = \dot{q}_{pack} \cdot \Delta t \tag{4.16}$$

Under those conditions, the temperature rise of the pack is obtained by dividing the total amount of heat to be stored over the thermal inertia, which is given by $m_{Cp}$. Using an ambient temperature $T_{amb}$ of 25 $°C$, the pack maximum temperature $Temp_{max}$ can be obtained with equation (4.18).

$$\Delta T = \frac{Q_{pack}}{m_{cp}} \tag{4.17}$$

$$Temp_{max} = T_{amb} + \Delta T \tag{4.18}$$

### 4.4.2 Constrained Optmization Problem

The main purpose of the application of the CSP is to remove all non-valid designs out of the results to allow for the consideration of optimized solutions which are feasible in the real world. To allow for the optimization of the previously obtained feasible set, the CSP framework is extended to a COP. Using the same mechanics as the CSP, the COP adds an optimization perspective, which is guided by the k-dimensional set of objective functions $G = \{g_1, g_2, g_3, \ldots, g_k\}$, thus defining the quadruplet (X, D, C, G) enabling to handle different scenarios. The consideration of multiple objective functions allows for increased flexibility when optimizing the battery pack design by letting the designer define the objective functions in any combination to assess distinct scenarios. In this framework, six objective functions are considered, which can be chosen in any combination of three to facilitate the analysis. When specifying a given evaluation aspect as an objective function, it cannot be selected as a hard constraint. The definition and justification of the choice of the objective functions are presented in Table 4.3.

| $Obj_k$ | Objective function | Definition | Min or Max | Justification |
|---|---|---|---|---|
| $Obj_1$ | $Vol_{max}$ | (4.3) | Minimize | Tight spaces |
| $Obj_2$ | $M_{max}$ | (4.5) | Minimize | Lightweight vehicle |
| $Obj_3$ | $J_{max}$ | (4.6) | Minimize | Cost |
| $Obj_4$ | $E_{min}$ | (4.7) | Maximize | Autonomy |
| $Obj_5$ | $P_{peak}$ | (4.10) | Maximize | Acceleration |
| $Obj_6$ | $Temp_{max}$ | (4.18) | Minimize | Safety and aging |

Table 4.3 Definitions of the objective functions and the justification of their choice

### 4.4.3 Solving the COP : Weighted-Sums, $L_1$ and $L_\infty$ Metrics

Solutions to the multi-objective optimization problem are computed by means of solving surrogate scalar problems with different technical parameters: weighted-sums with well-dispersed set of weights, as well as minimizing the $L_1$ (Manhattan metric) and $L_\infty$ (Chebyshev metric) distances to reference points, the components of which are the levels in each objective function the designer would like to obtain. In addition to technical devices to introduce the designer's preference information into the computation process to identify suitable Pareto optimal solutions, the $L_\infty$ metric enables to compute unsupported solutions (i.e., non-dominated solutions which are convexly dominated) besides supported non-dominated solutions resulting from optimizing weighted sum scalar functions and the $L_1$ metric. Moreover, these different computation processes offer the designer different points of view of the possible trade-offs. Since some of the objective function values are dominant in terms of order of magnitude of their measurement scales, in comparison with other objective functions, a normalized value for each, $normalized_{value,obj}$, is obtained with (4.19) (for functions being minimized).

$$normalized_{value,obj} = \frac{maximum_{obj} - value_{obj}}{maximum_{obj} - minimum_{obj}} \tag{4.19}$$

Equation (4.19) allows the objective function values to be normalized between 0 and 1. $value_{obj}$ is the current value, $minimum_{obj}$ and $maximum_{obj}$ are the minimum and the maximum possible values of the considered objective in the feasible set. In order to offer the designer a complete overview of the non-dominated solution set, a regular grid of well-dispersed weights to be used in the optimization of the weighted-sum scalar functions has been defined (4.20).

$$\sum_{j=1}^{k} = 1, \text{where each } w_j \text{ varies in steps of } 0.05 \quad (4.20)$$

In (4.20), k is the number of objective functions selected by the designer and $w_j$ is the weight value assigned to the corresponding objective function j. The idea is to obtain a more representative Pareto optimal front of the different trade-offs. The weights are positive to ensure Pareto optimality and they add-up to 1 for normalization purposes. To obtain the aggregate score of each design solution, the weighted-sum function (4.21) is used (it is considered that all objective functions are to be minimized, making the appropriate transformation in the maximizing objective functions, i.e., multiplying their coefficients by -1).

$$min\big(F(x) = w_1 \cdot f_1 + w_2 \cdot f_2 + ... + w_k \cdot f_k(x)\big) \quad (4.21)$$
$$\text{s. t. : } 4.3, 4.5, 4.6, 4.7, 4.10, 4.18$$

The aim is solving problem (4.21) for each combination of weights to offer a comprehensive representation of the Pareto optimal front within the whole search space.

Additional non-dominated solutions are computed to offer more information on the trade-offs in different regions of the Pareto optimal front, by computing the solutions that minimize the $L_1$ and $L_\infty$ distances to a reference point set by the designer. The scalar problem based on the L1 distance, the Manhattan metric, is defined in (4.22), where $(z_1^*, z_2^*, \ldots, z_j^*)$ is the reference point for the design, which may be based on engineering values the designer would like to attain, k is the number of objectives to consider, and $F_j(x)$ is the objective function j. This is a compensatory metric since all the differences between each objective function value and the corresponding component of the reference point are considered.

$$min\left(\sum_{j=1}^{k} \mid z_j^* - F_j(x) \mid\right) \quad (4.22)$$
$$\text{s. t. : } 4.3, 4.5, 4.6, 4.7, 4.10, 4.18$$

The scalar problem based on the $L_\infty$ distance, the Chebyshev metric, aims to minimize the largest difference between the objective function values and the corresponding component

in the reference point is given by 4.23. This metric is non-compensatory because it only considers the largest deviation, i.e. the worst case.

$$min\Big(max_{j=1,\ldots,k}\big(\mid z_j^* - F_j(x)\mid\big)\Big) \quad (4.23)$$
$$\text{s. t. : } 4.3,\ 4.5,\ 4.6,\ 4.7,\ 4.10,\ 4.18$$

This process allows an effective way of comparing different $Ns/Np$ configurations, to understand what the trade-offs between different designs are and how choosing different objectives can impact the final design. By using well-dispersed weights in weighted-sum scalar functions and minimizing the $L_1$ and $L\infty$ distances to a reference point, a much broader and potentially useful Pareto front is generated, including the designer's requirements and preferences (operationalized by means of weights and aspiration levels defining the reference point). In an industrial setting, this flexibility is a very important factor in making the early design process of battery packs more accurate and faster. The Pareto optimal front is also plotted on the $Ns/Np$ graph to help in decision-making of which configurations is the most satisfactory for the designer. The main aim of this framework is not to give a final answer for the design of the pack, but rather offer the designer a flexible evaluation tool to assess different configurations and underlying trade-offs between the objective functions, which can then be arbitrated using the designer's preferences or further requirements. An overview of the framework algorithm is presented in Figure 4.1.

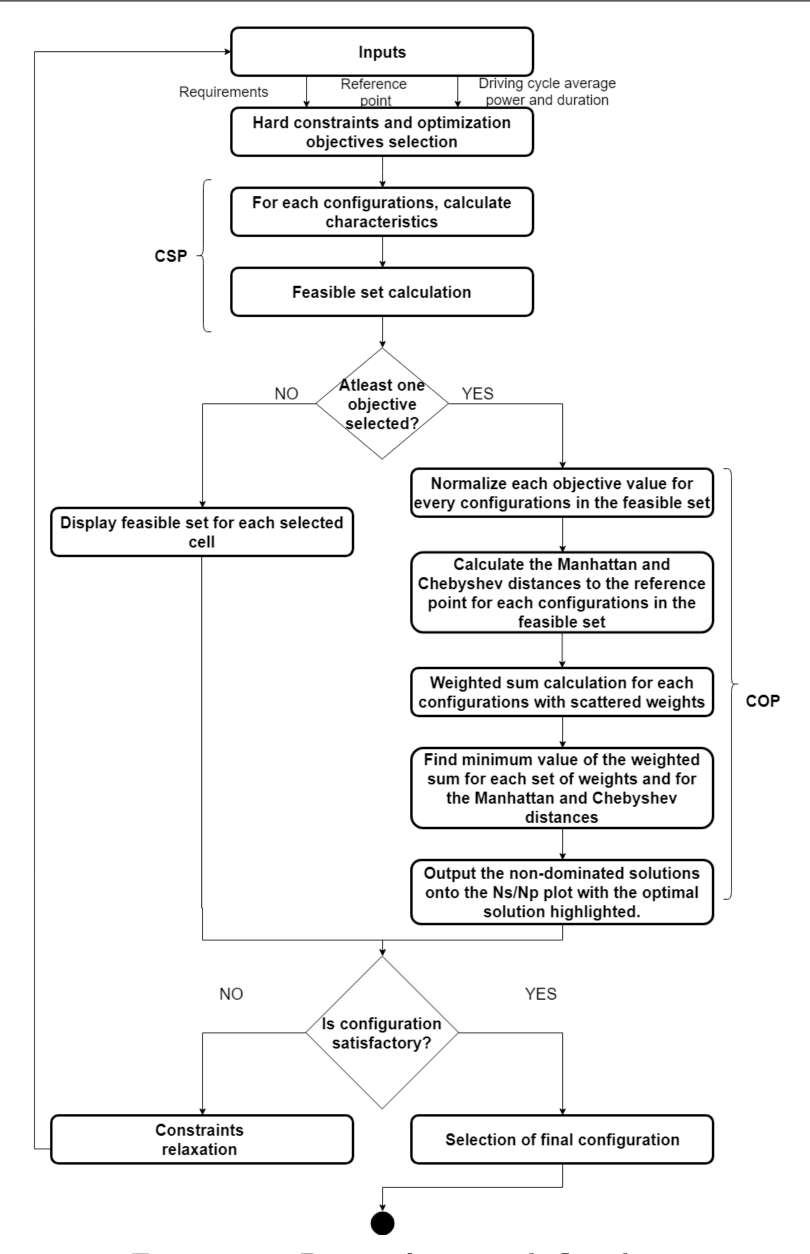



Figure 4.1 Design framework flowchart

A Graphical Designer Interface (GUI) is developed in MATLAB to facilitate the interaction. Its primary goal is to configure the framework to the designer's preferences regarding requirements and optimization objectives. The GUI also allows the designer to save and load configurations, use a database of cells for comparison, visualize $Ns/Np$ graph of the feasible set and the temperature and optimize his designs. The final interface can be seen in Figure 4.2.

The next section presents the case study where the framework has been used to design a battery pack for an electric motorcycle.

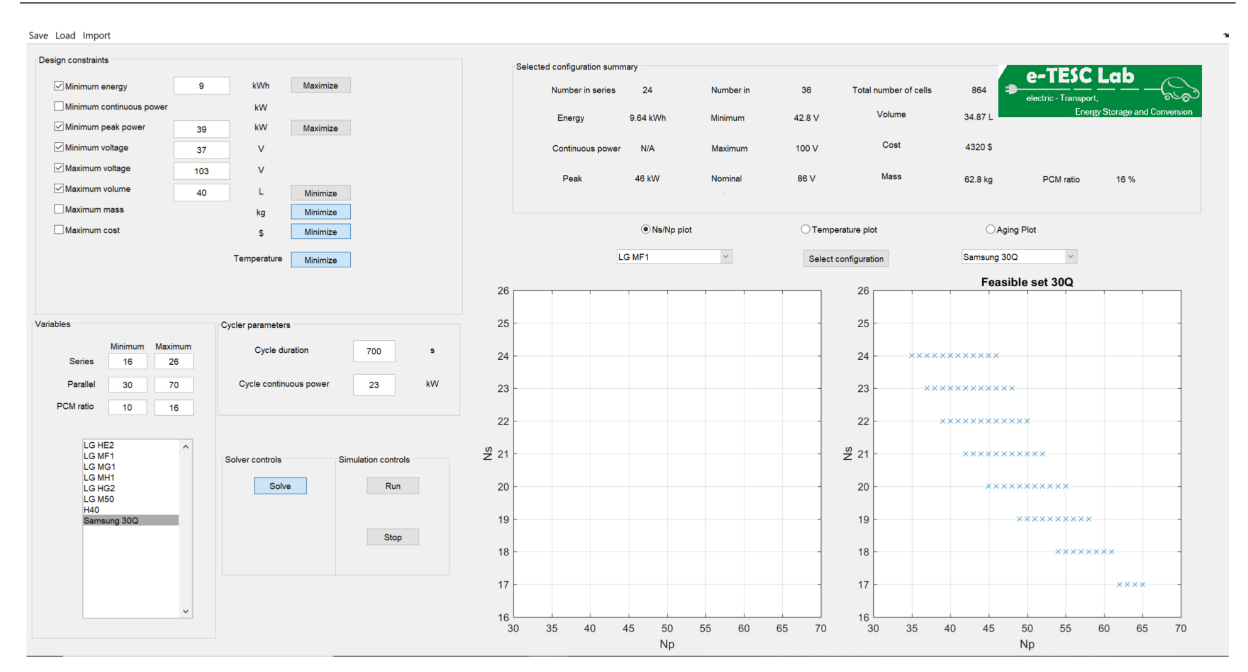



Figure 4.2  Framework GUI to design multi-cell battery pack

## 4.5 Case Study - Electric Motorcycle Prototype

To illustrate how this framework works for real applications, the battery pack of the 2018 EMUS MotoStudent electric race bike is used in this section. Each step used by the framework will be demonstrated to understand how the framework can help the designer in the decision-making process. For the MotoStudent race, the competition organizers give every team a permanent magnet synchronous motor operating at a maximum voltage of 110 V, which outputs 48 kW of peak power at 600 A and it is controlled by a SEVCON Gen4 Size6 motor drive. For ease of assembly, modularity, reliability and safety reasons, the pack must be divided into 6 modules. The total number of cells must be a multiple of 6. The custom chassis is an aluminum monocoque construction, allowing maximum space for the battery pack. These components are fixed and therefore, for this case study, the motor, the controller and the chassis cannot be modified. The goal is then to define the requirements for the framework to create the battery pack and optimize its configuration based on these components, as shown in Table 4.4. These requirements are used to define the constraints and their limit values.

To help in evaluating and comparing the different possible $Ns/Np$ configurations, a driving cycle was simulated to represent a possible MotoStudent race. For this cycle, when excluding the high transients demand of power, the estimated average continuous power is around 23 kW over 700 s. These two parameters are used by the thermal model to




Figure 4.3 The 2018 EMUS electric race bike on the Race Track at Circuit Motorland Aragon, Spain. Credits for Photo : MotoStudent Organization, Jose Espallargas and asm press, 2018

estimate the maximum temperature attained by the pack during the cycle. A part of the driving cycle is illustrated in Figure 4.4 and is obtained by the method used in [19].

The framework is configured for the case study of this battery pack as presented in Table 4.4.

| Constraints | Value | Unit | Hard constraints | Objectives |
|---|---|---|---|---|
| $Vol_{max}$ | 40 | L | Yes | No |
| $M_{max}$ | 60 | kg | No | Yes |
| $J_{max}$ | 5000 | $\$USD$ | No | Yes |
| $E_{min}$ | 9 | kWh | Yes | No |
| $V_{max}$ | 110 | V | Yes | No |
| $V_{min}$ | 34 | V | Yes | No |
| $P_{peak}$ | 42 | kW | Yes | No |
| $P_{cont}$ | 20 | kW | Yes | No |
| $Temp_{max}$ | 60 | °C | No | Yes |

Table 4.4 Configuration for the framework selected to solve the problem

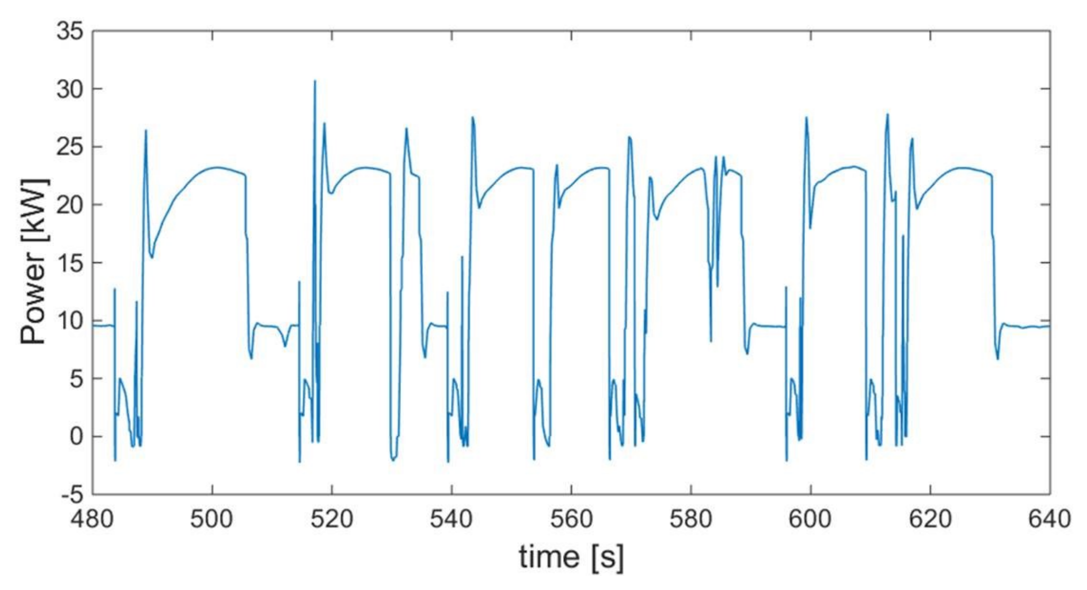



Figure 4.4 Driving cycle for the MotoStudent race representing an estimated typical lap at Circuit Motorland Aragon

The reference point used to calculate the solutions that minimize Manhattan and Chebyshev distances is defined as follows. For each objective, a reference value is chosen according to an ideal value for the design of the battery pack, which may be very ambitious in real life, based on engineering calculations. For the mass, the value is based on the energy density of the Samsung 30Q cell and the energy required for the race. In this case, the cell has an energy density of 235 $\frac{Wh}{kg}$ [71] and with the energy requirement of 9 kWh gives a mass of about 38 kg as the reference value. The maximum temperature is based on the optimal temperature of operation of the cell as per the cell datasheet, which is 25°C [20]. Finally, the cost is the budget for the battery pack that the team had at the time of the design to buy all cells, which is set at 4300$ USD.

### 4.5.1 Results and Discussion

In the case study described in the previous section, the battery pack design is assessed using the evaluation aspects selected in Table 4.4, to minimize mass, temperature and cost while considering a racing application. To demonstrate how the proposed framework can be used, first the feasible set graph is presented which represents only the results of the CSP dysplaying how constraints play a role in defining the feasible set. Then a step by step analysis of the optimization process starting with one objective and going up to three objectives is performed. While this process is normally executed at once, the results can be understood more clearly by presenting how the framework works with the data.

Although results for other cells have been obtained, only the output for the Samsung 30Q is shown in this section for the sake of keeping the paper concise.

### 4.5.2 Feasible set of *Ns/Np* Configurations

Once the framework is parameterized, the first step is to solve the CSP to obtain the feasible set of *Ns/Np* configurations for each one of the chosen cells. Figure 5 shows the feasible set obtained for the Samsung 30Q. This represents each series/parallel configuration that does not violate the hard constraints selected in Table 5 for the design and are plotted using the *Ns/Np* representation. To understand the shape of the feasible set, Figure 5 also displays how each hard constraint is limiting the search space. The solid lines represent different limit values that the solution must respect. Although there are more than 4 constraints used in this case, only the most restricting ones are shown in Figure 4.5.Once all the non-feasible designs are removed and many possibilities are still viable, the next step is to solve the COP for one objective using the CSP results as input, in this case minimizing mass.

### 4.5.3 One Objective - Minimizing Mass

Once the feasible set is computed, it can be fed to the optimization process. It serves as the starting point for the COP, providing the configurations that respect the requirements for the vehicle. For illustration purposes, each step will be evaluated separately. When optimizing for only one objective, there is a single optimal solution (although alternative optima may exists in some cases). The configuration with the lowest mass is 24s/35p. Since mass is mostly dependent on the number of cells, the configurations with the lowest masses will be those that first minimizes the number of cells in parallel and then in series. In the next subsection, two objectives are evaluated in the COP and the changes in the results are highlighted.

### 4.5.4 Two Objectives - Minimizing Mass and Temperature

In Figure 4.7 a), the Pareto front graph shows a more interesting picture when comparing two conflicting objectives. By adding a new objective, the algorithm tries to find a balanced solution between minimizing the mass, and the maximum temperature of operation. By using well-dispersed weights for the optimization of weighted-sum scalar functions, a broader set of design options is offered as displayed by the Pareto optimal front. The solutions obtained by minimizing the $L_1$ and $L_\infty$ metrics bring more information thus offering further insights for the decision-making process. For this purpose, the reference

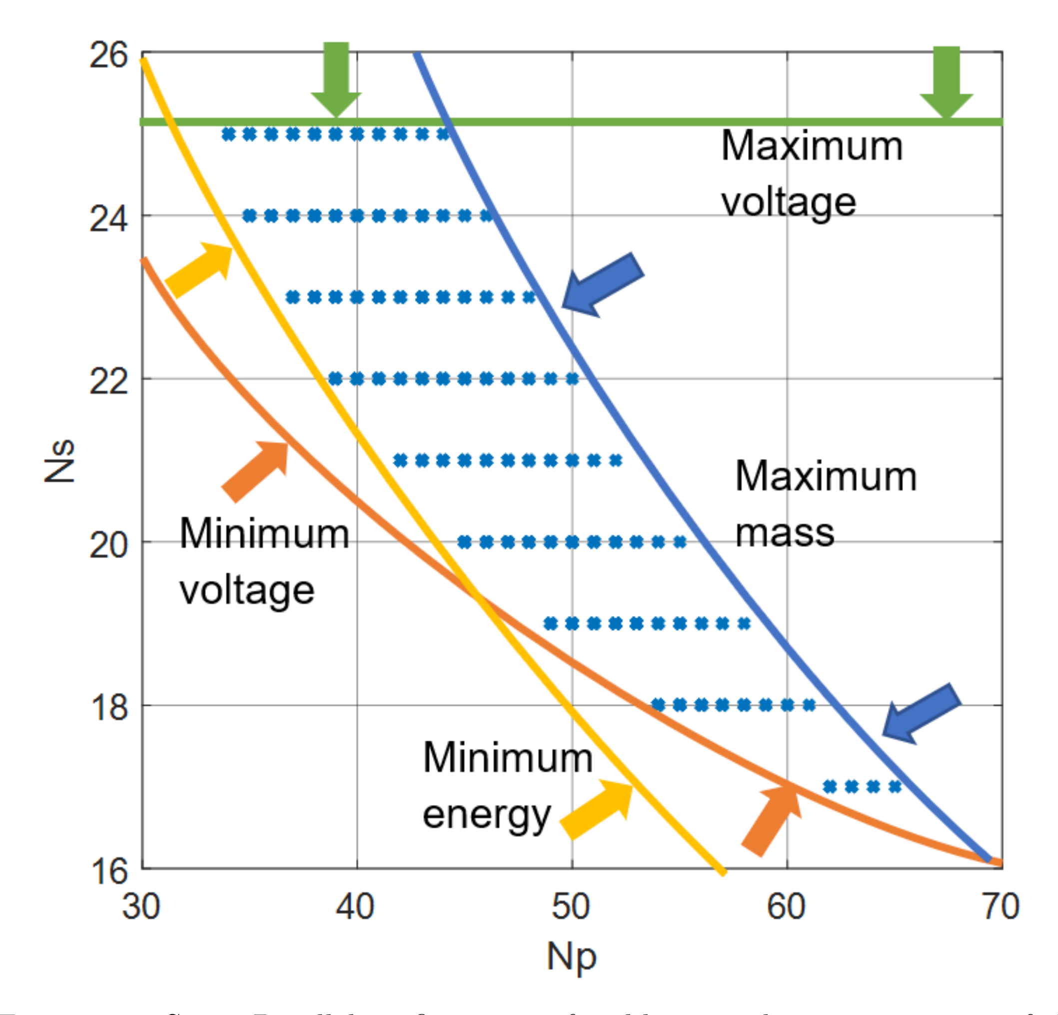



Figure 4.5 Series-Parallel configurations feasible set and a representation of all the constraints and how their limits affect solving the CSP.

values for the maximum temperature and mass should be established. Looking at Figure 4.7 b), the choice is not trivial. Considering the Manhattan distance, the best solution is 25s/40p, while for the Chebyshev distance is 24s/38p; other non-dominated solutions highlighted in red are still good candidates embodying different trade-offs between the two objective functions. The 24s/38p design configuration would be a good choice for modularity reasons. For the race bike, the pack is divided into 6 modules to form the whole battery, thus meaning that the total number of cells must be a multiple of 6 to fit. Each color represents the same configuration in both figures.

To better understand the results of the temperature optimization, Figure 4.8 presents the maximum temperature reached by each possible configuration. The configuration 24s/38p has a maximum temperature of 51 °C. This is well below the safety limit that is set at 60 °C, which means there could be room to reduce mass if it is acceptable to have a

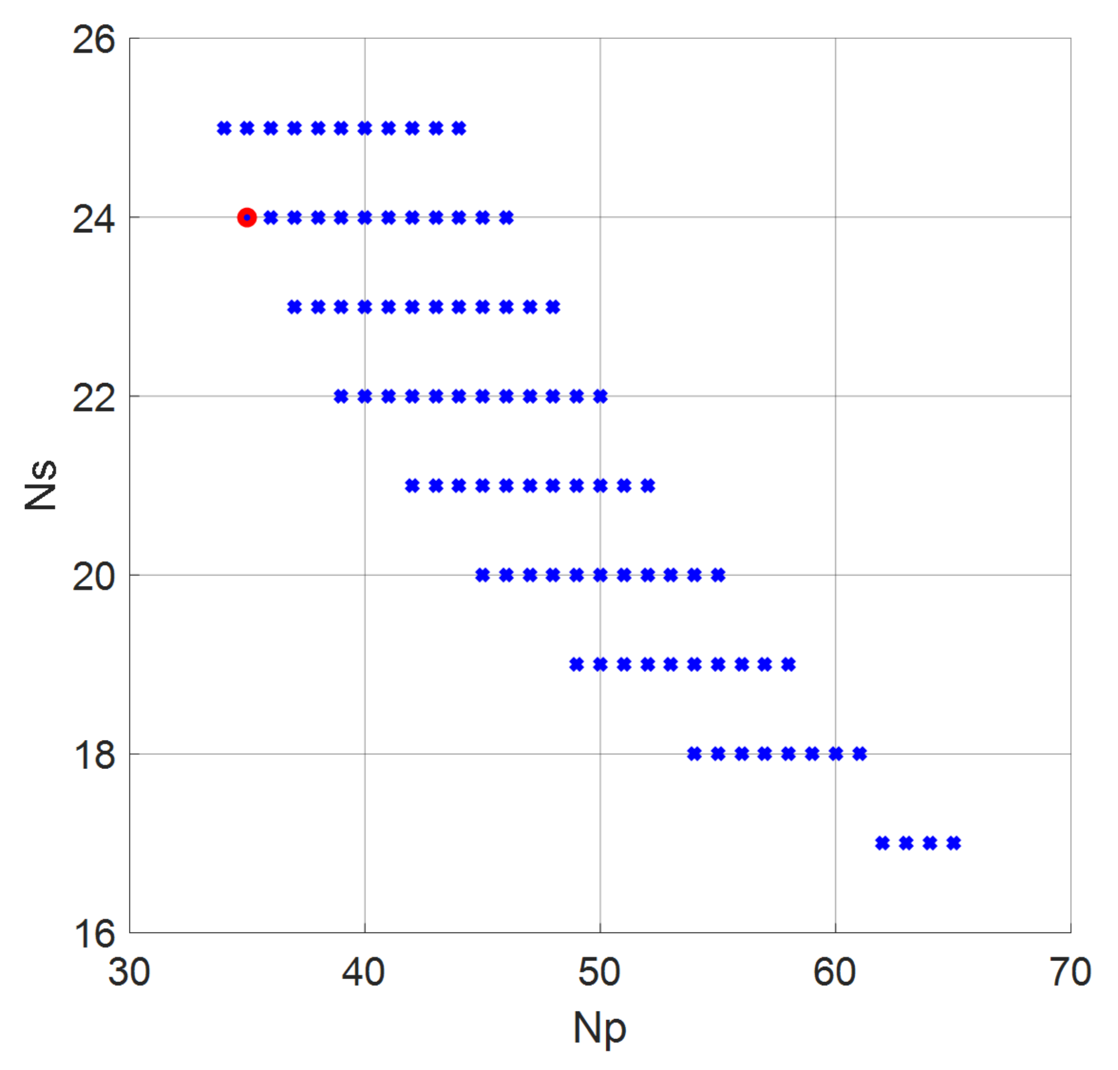
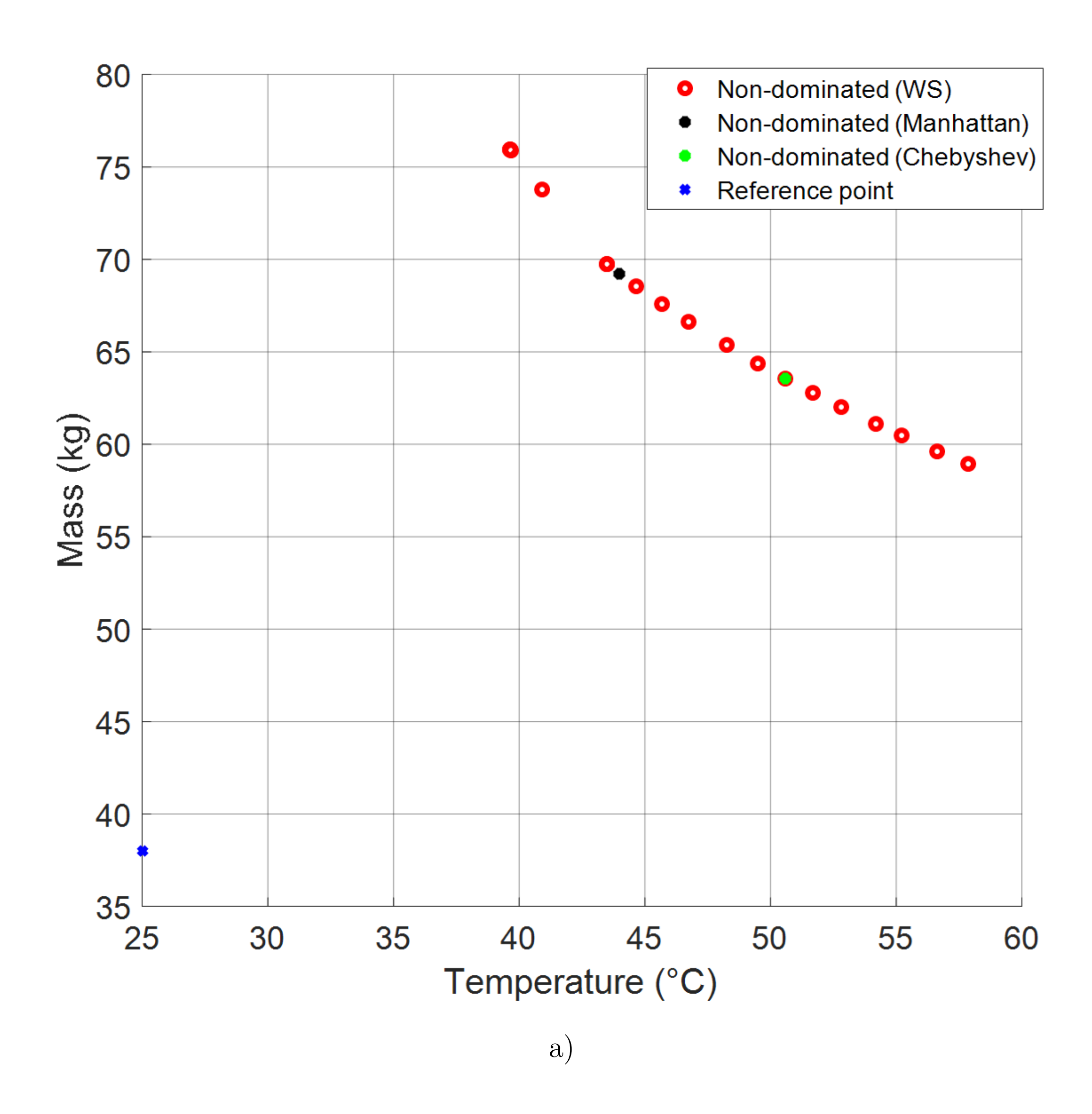



Figure 4.6 Feasible set with results of optimization, configuration with lowest mass highlighted 24s/35p in red

higher temperature [72]. This allows to match the results of Figure 4.7 b) with the Ns/Np representation in Figure 4.8. This can be used posteriori to understand how to obtain better results in a subsequent iteration, if the temperature is not suitable. Considering an industrial setting, these graphs allow for better communication and understanding of design choices. The next subsection presents the evaluation with 3 objectives: mass, temperature and cost.

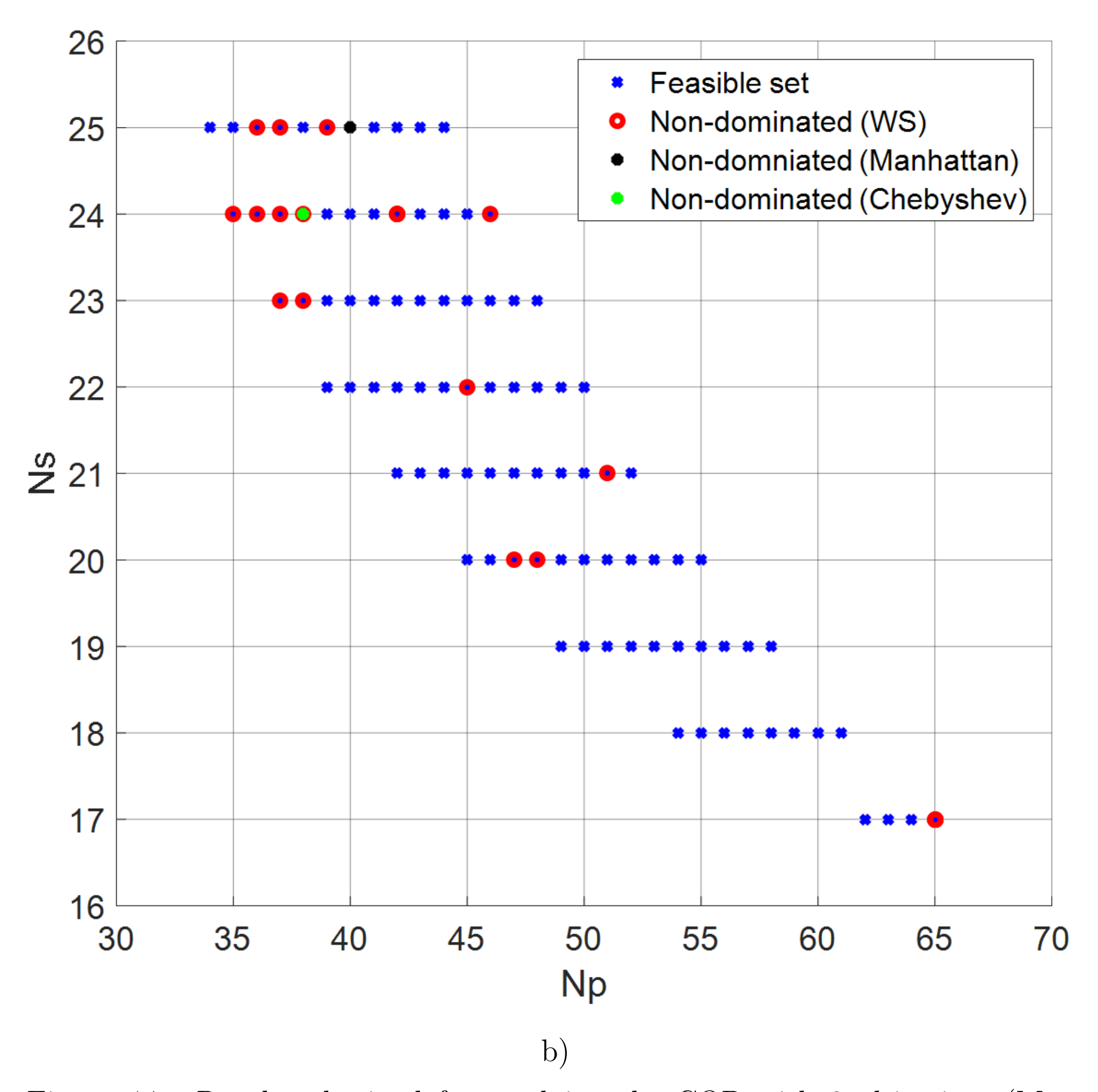
### 4.5.5 Three Objectives - Minimizing Mass, Temperature and Cost

The same process is repeated for three objectives, which are minimizing the mass, minimizing the maximum temperature of operation and minimizing the cost. The cost objective




a)

goes in the same direction of the mass objective, i.e. to reduce the number of cells. In Figure 4.9 a), the shape of 3D Pareto set is very similar to the one obtained with two objectives as shown in 4.7 a). This is mostly due to the relation between cost and mass, being both dependent on the number of total cells. It also illustrates that to be able to lower the maximum temperature of the pack, both mass and cost will increase. The results of the optimization process offer novel insights. Modularity becomes less of an issue for the solutions obtained by minimizing the $L_1$ and $L_\infty$ distances because they consist of 24 cells in series. The decision for the final configuration to be chosen should also be based on what a racing electric race bike needs to perform. For performance purposes, the electric bike must be as light as possible; thus, the 24s/36p design solution could be the selected configuration for this application.




b)

Figure 4.7 Results obtained from solving the COP with 2 objectives (Mass vs. Temperature): (a) Pareto optimal front (b) Feasible set with optimization results highlighted.

In Table 4.5, a summary of the 24s/36p design configuration is presented.

It is interesting to note that all this information can be obtained very quickly with this framework, thus enabling to assess different scenarios in terms of input coefficients and preference parameters (e.g., the components of the reference point). When evaluating 6 different cells, the resulting computing time is 6.55s, which means that this framework can be integrated in an industrial workflow easily. This calculation was made on an Intel® Core$^{TM}$ i7-6500 CPU at 2.50GHz with 8 Go of RAM laptop. Even if iterations can be done quickly, it is important to approach the design with intent and gather the

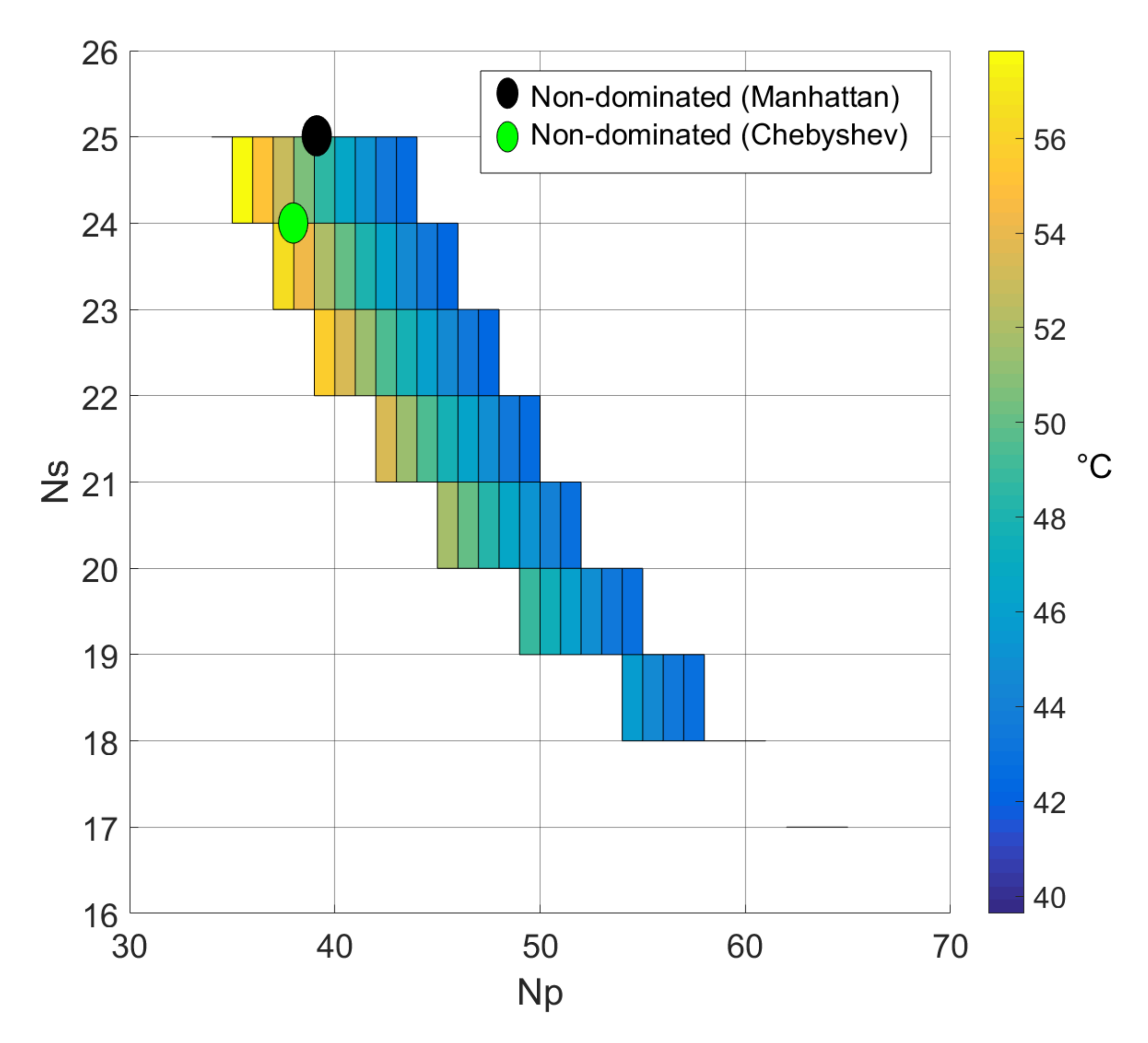
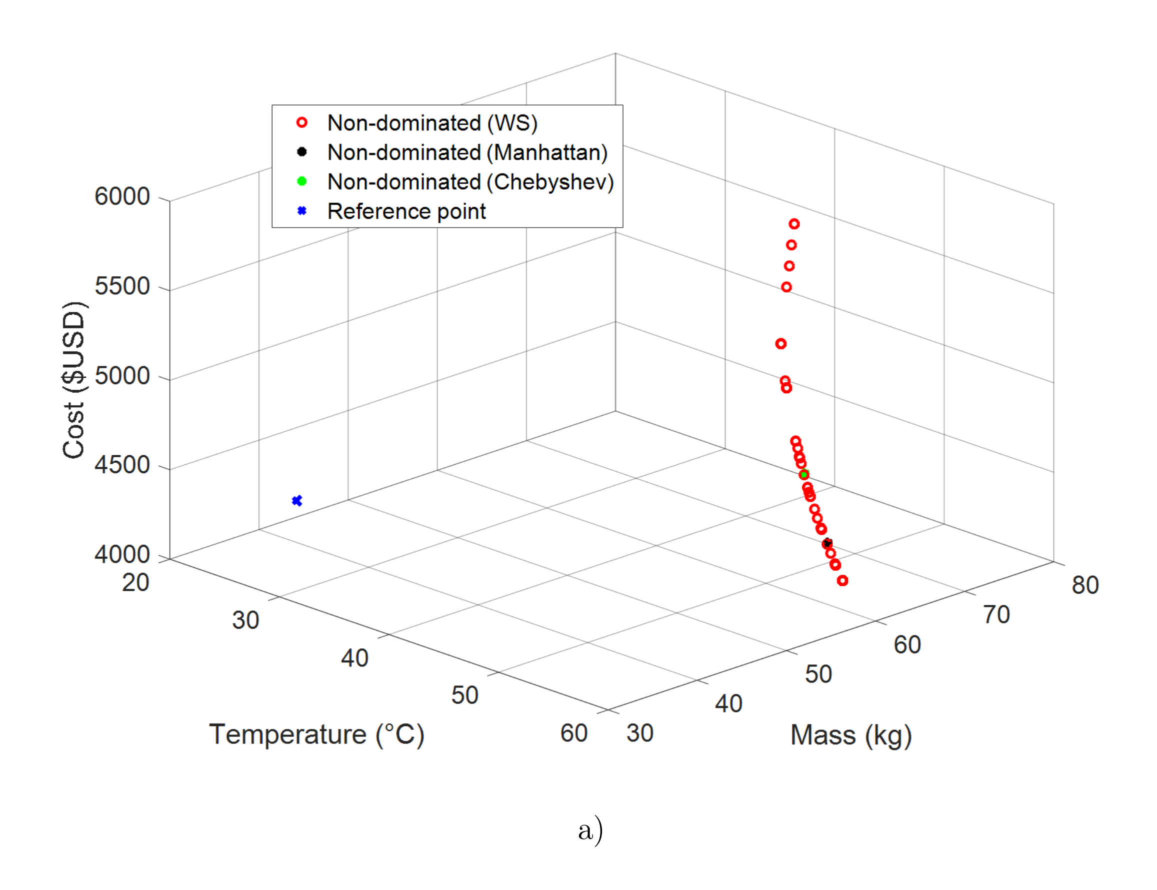



Figure 4.8 Maximum temperature of each $Ns/Np$ configurations based on the driving cycle parameters

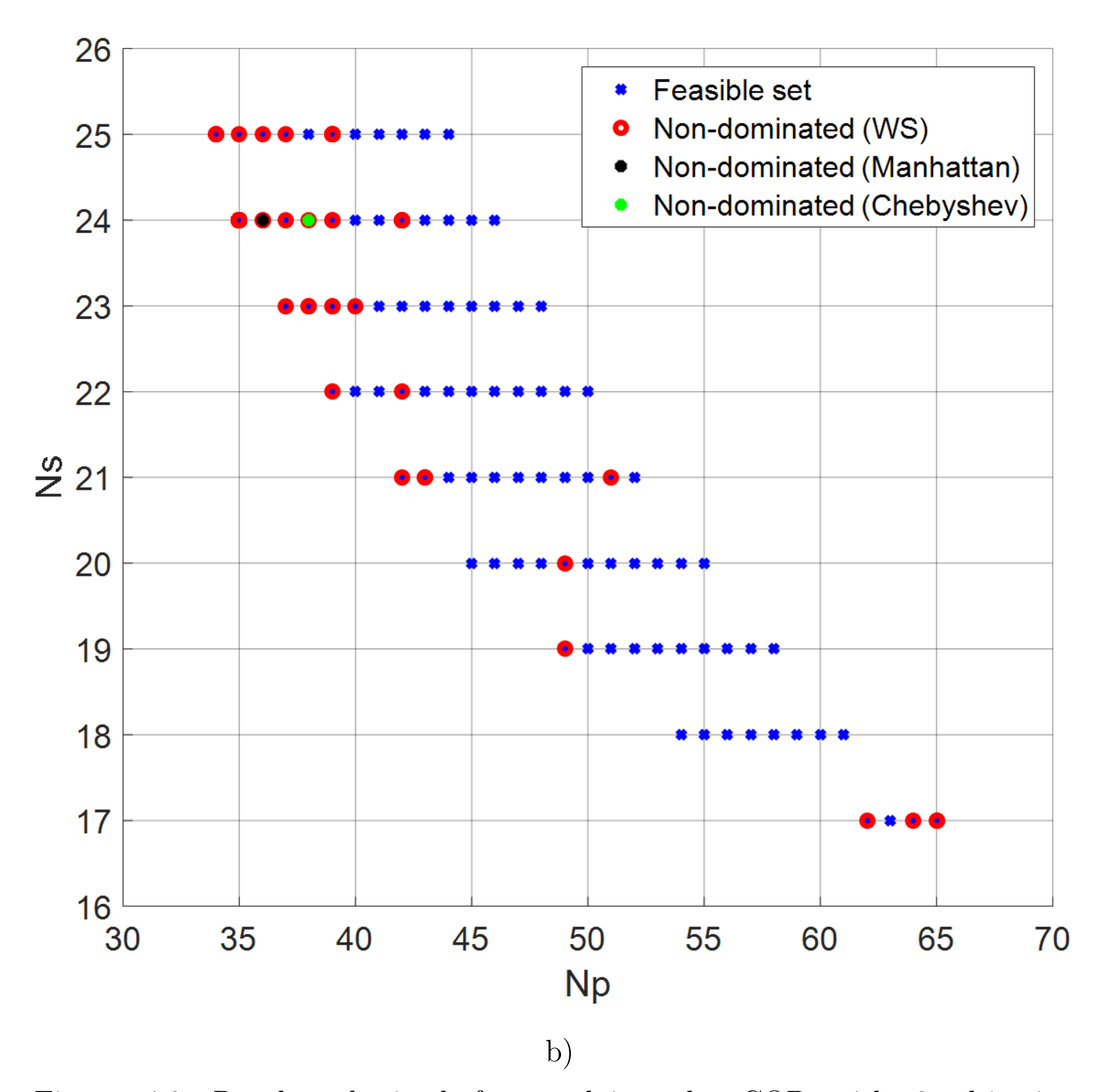
relevant information. Each objective selected has its own behavior and shifts the set of non-dominated solutions according to its own optimization direction. Therefore, the trade-offs between the objectives considered should be carefully assessed to obtain the best design results. The proposed framework is designed to handle a flexible number of objectives combination and it is to the designer's discretion to select the more adequate combination.




a)

## 4.6 Conclusion

This paper proposes a new framework to optimize the sizing of battery pack design in the early phases of the design process. Using a combination of CSP/COP, multiple scalarizing weighted-sums, $L_1$ and $L_\infty$ distance functions to compute non-dominated solutions to a multi-objective optimization problem, this approach enables the presentation of different configurations in a very visual and designer-friendly manner. The CSP allows a fast and efficient way of removing Ns/Np configurations that would not be possible or interesting to build. Then, the COP allows us to evaluate the quality of each possible configurations by highlighting the Pareto optimal front using different computation techniques to provide a comprehensive view on the possible trade-offs. Moreover, the Ns/Np temperature graph is a novel way to assess the different configurations. In just a glance, the difference between the configurations in terms of temperature can be evaluated without the need of experiments or complex models. Using the configuration specified in section 3, the computing time is 6.55s to evaluate 6 cels. As shown in the case study, the framework was used to design a battery pack for an electric motorcycle. This framework requires no costly software licenses and can be used on any computer. In addition, the way the Pareto




b)

Figure 4.9 Results obtained from solving the COP with 3 objectives (Mass/Temperature/Cost): (a) Pareto optimal front for the 3 objectives (b) Feasible set with optimization results highlighting the solution 24s/36p

optimal front is constructed and highlighted in the Ns/Np graph shows that choosing a configuration is not a trivial endeavor. Future works will add more variables to the framework and a revamped GUI. Also, packaging should be considered when calculating weight, volume and cost to give a more realistic design. Being able to consider how the pack is divided in modules in such a framework is also an interesting subject that needs to be researched. Finally, comparing the results obtained with the proposed framework with the ones from a genetic algorithm for problems with a higher number of variables (which may lead to combinatorial difficulties) is an interesting methodological topic for future works.

| Parameter | Value | Unit |
| --- | --- | --- |
| Number of cells in series | 24 | - |
| Number of cells in parallel | 36 | - |
| Total number of cells | 864 | - |
| Volume | 34.87 | L |
| Mass | 62.8 | kg |
| Cost | 4320 | $USD |
| Energy | 9.64 | kWh |
| Maximum voltage | 100 | V |
| Minimum voltage | 42,8 | V |
| Peak power | 46 | kW |
| Maximum temperature | 57.85 | °C |

Table 4.5 Summary of final Ns/Np configuration chosen for the battery pack

## 4.7 Acknowledgements

This work was supported in part by the Canada Research Chairs Program (grant 950-230672), by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (grant RDCJP 490763) and by the European Regional Development Fund through the Operational Program for Competitiveness and Internationalization - COMPETE 2020 Program and by National Funds through the Portuguese funding agency (FCT - Fundação para a Ciência e a Tecnologia) within project ESGRIDS (POCI-01-0145-FEDER-016434) and UID/MULTI/00308/2019.

# CHAPITRE 5

# Conclusion

## 5.1 Sommaire des travaux

Les travaux présentés dans ce mémoire portent principalement sur deux aspects du dimensionnement de bloc-batterie lithium-ion : l'automatisation d'une partie du processus ainsi que l'évaluation de la qualité des solutions non dominées. La combinaison d'un problème de satisfaction de contraintes et d'un problème d'optimisation contraint a permis de réunir l'obtention des solutions faisables avec une méthode d'optimisation pour obtenir des résultats concluant extrêmement rapidement. De plus, la méthode d'optimisation employée a permis de conserver les temps d'exécution sous les 10 secondes tout en obtenant un front de Pareto contenant des solutions non dominées plus diversifiées.

Le chapitre 3 présente la première partie de la méthodologie soit le problème de satisfaction de contraintes. Ceci a permis de démontrer qu'il existe une manière simple et efficace de retirer toutes les solutions ne correspondant pas au requis et grâce à la représentation série-parallèle, le concepteur obtient un graphique permettant d'analyser rapidement les configurations possibles. Cette manière innovatrice de présenter le problème de conception de bloc-batterie permet de facilement obtenir l'ensemble des solutions faisables avec un faible coût en ressource informatique. Cette méthode peut être facilement modifiée pour inclure de nouvelles variables, contraintes ou objectifs pour bonifier celle-ci. Elle permet aussi de comparer différentes cellules et obtenir des indications sur le meilleur candidat potentiel selon les requis. Pour démontrer le potentiel de cette méthode, elle a été utilisée sur un cas réel de dimensionnement de bloc-batterie pour une moto électrique.

Par la suite, les travaux décrits au chapitre 4 ont démontré qu'il était possible d'optimiser le concept de bloc-batterie en phase préliminaire suffisamment pour avoir une idée claire du concept potentiel pour les prochaines phases. En effet, l'utilisation du problème d'optimisation contraint se servant du résultat du problème de satisfaction de contraintes comme données d'entrée a permis d'utiliser les résultats du chapitre 3 comme base pour finaliser la méthodologie. De plus, en utilisant plusieurs sommes pondérées de fonctions scalaires ainsi que les métriques $L_1$ et $L_\infty$, ceci a permis l'obtention d'un front de Pareto large et diversifié. Pour pouvoir gérer les différentes unités et les fortes tendances de certaines variables, la normalisation des valeurs des objectifs s'est prouvée très efficace.

Il s'agit d'une manière novatrice d'optimiser le dimensionnement d'un bloc-batterie. Bien que la majorité des méthodes présentées dans l'état de l'art se concentre sur un concept en particulier ou tente d'optimiser entre un et trois paramètres, aucun ne se concentre sur la phase préliminaire. En passant d'un problème multi-objectifs à un problème mono-objectif, ceci permet de garder le temps d'exécution rapide sans augmenter la complexité. La conjonction de plusieurs sommes pondérées avec des poids variés et les métriques on permit de quantifier la qualité des différentes solutions non dominées obtenues. Puisque ces métriques utilisent un point de référence basé sur les préférences de l'utilisateur, ceci permet d'intégrer les préférences de celui-ci facilement tout en orientant les résultats dans une direction plus favorable pour lui. Un cas de dimensionnement réel a été effectué avec cette méthodologie pour illustrer l'efficacité et le potentiel de cette nouvelle méthodologie.

## 5.2 Travaux futurs

Le projet de recherche décrit dans ce mémoire permet l'ouverture de plusieurs voies de recherches et d'améliorations possibles. Tout d'abord, déterminer une manière de considérer la structure du bloc-batterie dans le calcul de volume, de masse et de coût pour obtenir un résultat plus près de la réalité. Bien que déterminé la configuration de la batterie soit une étape cruciale, il ne faut pas oublier que la structure entourant celle-ci est un défi considérable à entreprendre. De pouvoir considérer ce facteur dès la phase préliminaire permettrait d'obtenir un portrait complet du produit final sans avoir à le construire ou le modéliser dans un logiciel. Il serait intéressant de faire le même exercice pour inclure la masse, le volume et le coût des composantes électroniques.

Le dimensionnement ne se limite pas au véhicule. L'utilisation de cette méthodologie sur des applications stationnaires pourrait amener des résultats très intéressants. En comparant avec des résultats obtenus avec les méthodes traditionnelles, on pourrait confirmer que cette méthodologie peut s'étendre à tout type de bloc-batterie, si les requis sont définis selon les intrants demandés.

Bien que l'interface graphique facilite grandement l'utilisation de cette méthodologie, le développement d'une application complète pourrait améliorer grandement la convivialité de celui-ci. Par exemple, en ajoutant une base de données contenant les données de différentes cellules de différents manufacturiers. De plus, d'autres variables, contraintes et objectifs pourraient être ajoutés.

Finalement, il serait intéressant de comparer les résultats obtenus avec la méthodologie présentés avec un algorithme génétique en intégrant un plus grand nombre de variables.

La méthode exhaustive possède des limites en termes d'exécution lorsque le nombre de variables augmente de façon significative, l'utilisation d'un algorithme pour passer outre cet obstacle serait clairement utile dans une version future.

# ANNEXE A
# Guide d'utilisation de l'interface graphique

## A.1 Procédure d'ajout d'une nouvelle cellule

L'interface graphique permet au concepteur beaucoup de flexibilité. Que ce soit au niveau des paramètres évaluer que les cellules disponibles. Lorsque celui-ci reçoit une nouvelle cellule et la teste pour ensuite vouloir l'utiliser dans de futurs designs, il peut l'ajouter directement dans l'interface en suivant la procédure suivante. Un exemple utilisant la cellule NCR18650PF de Panasonic est démontré ci-dessous dans l'environnement MATLAB. Tout d'abord, les caractéristiques suivantes sont extraites de la fiche technique.

| Variable | Valeur | Unité |
|---|---|---|
| Nom | NCR18650PF | string |
| Capacité | 2,7 | Ah |
| Courant maximal | 10 | A |
| $C_{rate}$ | 3,7 | C |
| Résistance interne | 0,043 | Ohms |
| Tension minimale | 2,5 | V |
| Tension nominale | 3,6 | V |
| Tension maximale | 4,2 | V |
| Diamètre | 0,0185 | décimètres |
| Longueur | 0,065 | décimètres |
| Masse | 46,5 | grammes |
| Coût approximatif | 4 | $USD |

Tableau A.1 Caractéristique d'une cellule lithium-ion

Idéalement, certaines données comme la capacité, la résistance interne et la masse peuvent être obtenues en laboratoire pour une précision accrue. À noter que les unités sont importantes puisque l'algorithme se base sur celles-ci pour faire les calculs. Ces données sont ajoutées au fichier loadCell.m comme présenté à la Figure A.1.

La prochaine étape est d'ouvrir le fichier $UI_v_0_1.fig$ avec GUIDE dans MATLAB. Il faut éditer la liste de cellules dans le bas à gauche de la Figure A.2.

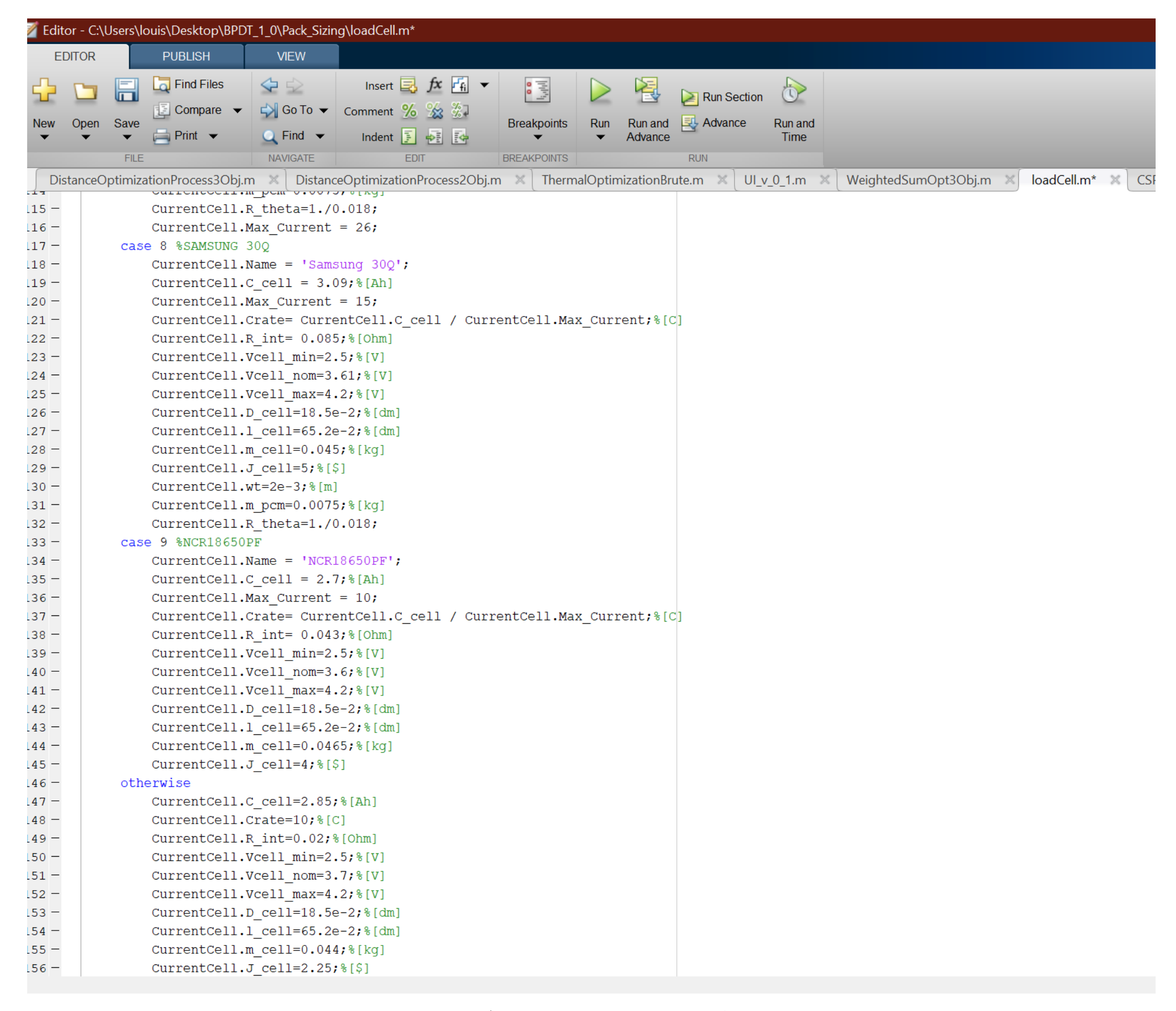



Figure A.1 Fichier loadCell.m

Ensuite, dans l'éditeur de propriétés, ajouter le nom de la cellule au bas de la liste comme à la Figure A.3.

Sauvegarder les modifications et relancer l'interface graphique. La nouvelle cellule sera maintenant disponible pour être utilisée.

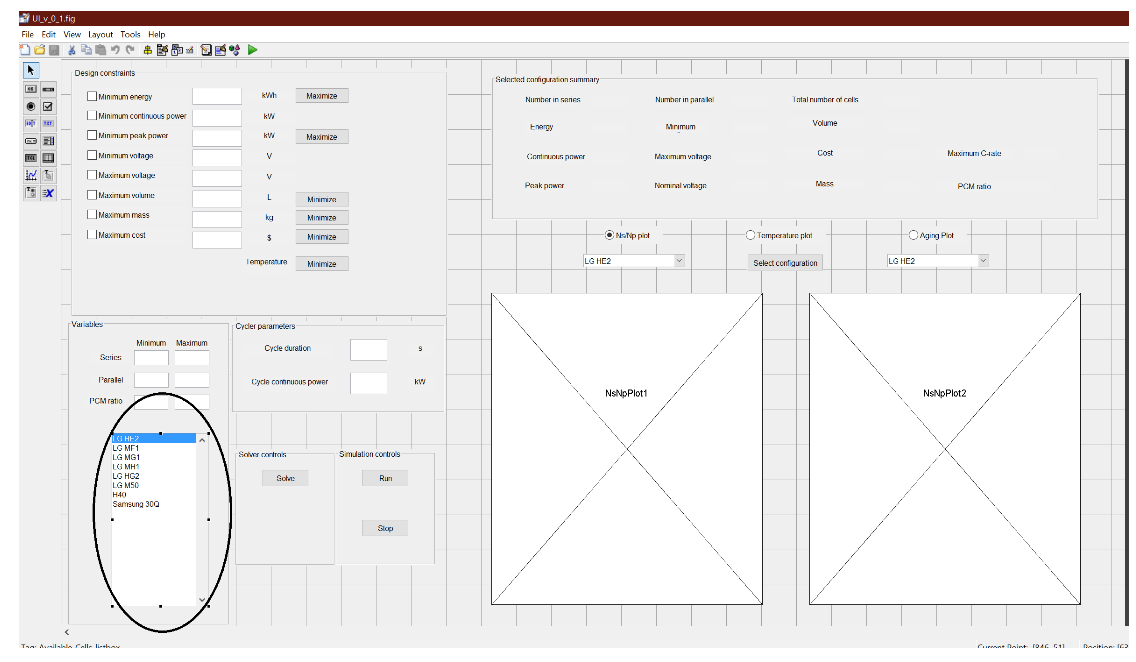



Figure A.2 Interface GUIDE avec la liste de cellules surlignée

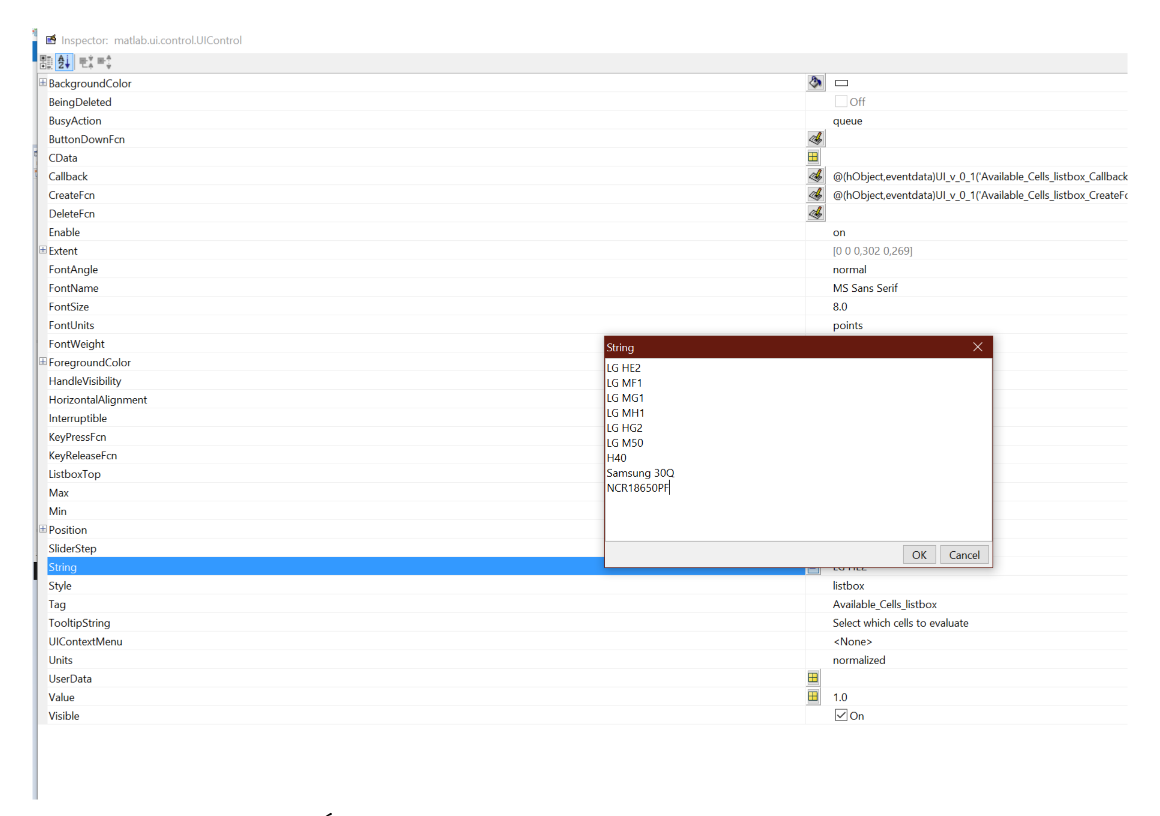



Figure A.3 Éditeur de propriétés de la liste de nom des cellules

## A.2 Sauvegarder et charger une configuration

Si le concepteur a effectué un dimensionnement à l'aide de l'interface et veut conserver la configuration de celle-ci, il peut le faire avec l'option *Save Scenario*. Celle-ci se retrouve

dans le menu *Save* en haut à gauche de l'interface. Une boîte de dialogue ouvrira automatiquement et la configuration pourra être sauvegardée à l'endroit voulu sur l'ordinateur.

Lorsque le concepteur voudra charger cette configuration, il peut le faire avec l'option *Load Scenario* dans le menu *Load* en haut à gauche de l'interface. Une boîte de dialogue ouvrira automatiquement pour sélectionner le fichier de configuration voulu. Celui-ci configurera automatiquement l'interface.

# LISTE DES RÉFÉRENCES


[1] A. Garg, V. Vijayaraghavan, J. Zhang, S. Li, and X. Liang, "Design of robust battery capacity model for electric vehicle by incorporation of uncertainties," *International Journal of Energy Research*, 2017.

[2] B. Severino, F. Gana, R. Palma-Behnke, P. A. Estevez, W. R. Calderon-Munoz, M. E. Orchard, J. Reyes, and M. Cortes, "Multi-objective optimal design of lithium-ion battery packs based on evolutionary algorithms," *Journal of Power Sources*, vol. 267, pp. 288–299, 2014.

[3] N. Xue, W. Du, T. A. Greszler, W. Shyy, and J. R. Martins, "Design of a lithium-ion battery pack for {PHEV} using a hybrid optimization method," *Applied Energy*, vol. 115, pp. 591–602, 2014.

[4] P. Cicconi, D. Landi, and M. Germani, "Thermal analysis and simulation of a li-ion battery pack for a lightweight commercial {EV}," *Applied Energy*, vol. 192, pp. 159–177, 2017.

[5] A. Tornow, R. Graubohm, F. Dietrich, and K. Dröder, "Design automation for battery system variants of electric vehicles with integrated product and process evaluation," *Procedia CIRP*, vol. 50, pp. 424–429, 2016.

[6] C. Pinto, J. V. Barreras, R. de Castro, R. E. Araújo, and E. Schaltz, "Study on the combined influence of battery models and sizing strategy for hybrid and battery-based electric vehicles," *Energy*, vol. 137, pp. 272–284, 2017.

[7] A. Li, *Analyse expérimentale et modélisation d'éléments de batterie et de leurs assemblages : application aux véhicules électriques et hybrides*. Énergie électrique, Université Claude Bernard - Lyon, 2013.

[8] H. Chen, T. N. Cong, W. Yang, C. Tan, Y. Li, and Y. Ding, "Progress in electrical energy storage system : A critical review," *Progress in Natural Science*, vol. 19, no. 3, pp. 291–312, 2009.

[9] A. A. Pesaran, G.-H. Kim, and M. Keyser, "Integration issues of cells into battery packs for plug-in and hybrid electric vehicles," in *Proc. 24$^{th}$ Int. Batteries Hybrid Fuel Cell Elect. Veh. Symp. (EVS24)*, Citeseer, 2009.

[10] L. H. Saw, Y. Ye, and A. A. Tay, "Integration issues of lithium-ion battery into electric vehicles battery pack," *Journal of Cleaner Production*, pp. –, 2015.

[11] M. Dubarry, N. Vuillaume, and B. Y. Liaw, "From single cell model to battery pack simulation for li-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 186, no. 2, pp. 500–507, 2009.

[12] X. Gong, R. Xiong, and C. Mi, "Study of the characteristics of battery packs in electric vehicles with parallel-connected lithium-ion battery cells," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 51, pp. 1872–1879, Mar. 2015.

[13] F. Baronti, R. Di Rienzo, N. Papazafiropulos, R. Roncella, and R. Saletti, "Investigation of series-parallel connections of multi-module batteries for electrified vehicles," in *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2014 IEEE International*, pp. 1–7, Dec. 2014.

[14] A. A. Pesaran, "Battery thermal models for hybrid vehicle simulations," *Journal of Power Sources*, vol. 110, no. 2, pp. 377–382, 2002.

[15] G. N. Reddy, "A matlab-based tool for ev-design," in *International Conference on Education and e-Learning Innovations*, pp. 1–6, July 2012.

[16] M. Petit, N. Marc, F. Badin, R. Mingant, and V. Sauvant-Moynot, "A tool for vehicle electrical storage system sizing and modelling for system simulation," in *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–5, Oct. 2014.

[17] L. Cheng, G. Fengling, W. Wenwei, and C. Xiaokai, "Multi-objective optimization design for a battery pack of electric vehicle with surrogate models.," *Journal of Vibroengineering*, vol. 18, no. 4, pp. 2343–2358, 2016.

[18] J. Taylor, R. Ball, A. McGordon, K. Uddin, and J. Marco, "Sizing tool for rapid optimisation of pack configuration at early-stage automotive product development," *World Electric Vehicle Journal*, vol. 7, pp. 93–100, Mar. 2015.

[19] F. A. LeBel, P. Messier, L. Pelletier, and J. P. Trovao, "Benefits of regenerative braking for an electric superbike using energetic macroscopic representation," in *2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, Dec. 2017.

[20] L. Pelletier, F. LeBel, R. Gonzalez-Rubio, M. Roux, and J. P. Trovao, "Design of a high performance battery pack as a constraint satisfaction problem," in *2018 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, Aug. 2018.

[21] M. Fernández-Montoya, A. Arias-Rosales, G. Osorio-Gómez, and R. Mejía-Gutiérrez, "Nominal energy optimisation method of constrained battery packs through the iteration of the series-parallel topology," *International Journal of Energy Research*, vol. 41, no. 12, pp. 1709–1729, 2017.

[22] E. Gelle, B. Faltings, D. Clément, and I. Smith, "Constraint satisfaction methods for applications in engineering," *Engineering with Computers*, vol. 16, pp. 81–95, Sept. 2000.

[23] P.-A. Yvars, "Using constraint satisfaction for designing mechanical systems," *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, vol. 2, pp. 161–167, Aug. 2008.

[24] S. C. Brailsford, C. N. Potts, and B. M. Smith, "Constraint satisfaction problems : Algorithms and applications," *European Journal of Operational Research*, vol. 119, no. 3, pp. 557–581, 1999.

[25] P. Galinier and J.-K. Hao, "A general approach for constraint solving by local search," *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, vol. 3, pp. 73–88, Mar. 2004.

[26] D. Santos, P. Fernandes, H. L. Cardoso, and E. Oliveira, "A weighted constraint optimization approach to the nurse scheduling problem," in *2015 IEEE 18th International Conference on Computational Science and Engineering*, pp. 233–239, Oct. 2015.

[27] R. Amadini, M. Gabbrielli, and J. Mauro, "Portfolio approaches for constraint optimization problems," in *Learning and Intelligent Optimization* (P. M. Pardalos, M. G. Resende, C. Vogiatzis, and J. L. Walteros, eds.), (Cham), pp. 21–35, Springer International Publishing, 2014.

[28] G. B. Dantzig, *Origins of the simplex method.* ACM, 1990.

[29] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : Nsga-ii,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, pp. 182–197, Apr. 2002.

[30] A. Toffolo and A. Lazzaretto, “Evolutionary algorithms for multi-objective energetic and economic optimization in thermal system design,” *Energy*, vol. 27, no. 6, pp. 549–567, 2002.

[31] A. Konak, D. W. Coit, and A. E. Smith, “Multi-objective optimization using genetic algorithms : A tutorial,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 91, no. 9, pp. 992–1007, 2006. Special Issue - Genetic Algorithms and ReliabilitySpecial Issue - Genetic Algorithms and Reliability.

[32] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi, *et al.*, “Optimization by simulated annealing,” *science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.

[33] N. Metropolis, A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller, and E. Teller, “Equation of state calculations by fast computing machines,” *The journal of chemical physics*, vol. 21, no. 6, pp. 1087–1092, 1953.

[34] F. Glover, “Future paths for integer programming and links to artificial intelligence,” *Computers & operations research*, vol. 13, no. 5, pp. 533–549, 1986.

[35] C. A. Coello Coello and M. Lechuga, “Mopso : a proposal for multiple objective particle swarm optimization,” in *Evolutionary Computation, 2002. CEC ’02. Proceedings of the 2002 Congress on*, vol. 2, pp. 1051–1056, 2002.

[36] R. C. Eberhart, Y. Shi, and J. Kennedy, *Swarm intelligence.* Elsevier, 2001.

[37] F. Machado, J. P. F. Trovão, and C. H. Antunes, “Effectiveness of supercapacitors in pure electric vehicles using a hybrid metaheuristic approach,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, pp. 29–36, Jan. 2016.

[38] B. Colson, P. Marcotte, and G. Savard, “An overview of bilevel optimization,” *Annals of Operations Research*, vol. 153, pp. 235–256, Sept. 2007.

[39] P. Carrasqueira, M. J. Alves, and C. H. Antunes, “Bi-level particle swarm optimization and evolutionary algorithm approaches for residential demand response with different user profiles,” *Information Sciences*, vol. 418, pp. 405–420, 2017.

[40] N. Rastegar and E. Khorram, “A combined scalarizing method for multiobjective programming problems,” *European Journal of Operational Research*, vol. 236, no. 1, pp. 229–237, 2014.

[41] O. B. Augusto, F. Bennis, and S. Caro, “A new method for decision making in multi-objective optimization problems,” *Pesquisa Operacional*, vol. 32, pp. 331–369, Aug. 2012.

[42] G. O. Odu, “Review of multi-criteria optimization methods – theory and applications,” *IOSR Journal of Engineering*, vol. 3, pp. 01–14, Oct. 2013.

[43] R. T. Marler and J. S. Arora, “The weighted sum method for multi-objective optimization : new insights,” *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 41, pp. 853–862, June 2010.

[44] N. Gunantara, "A review of multi-objective optimization : Methods and its applications," *Cogent Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 1–16, 2018.

[45] T. Xu, J. He, C. Shang, and W. Ying, "A new multi-objective model for constrained optimisation," in *Advances in Computational Intelligence Systems* (P. Angelov, A. Gegov, C. Jayne, and Q. Shen, eds.), (Cham), pp. 71–85, Springer International Publishing, 2017.

[46] W. Chiu, G. G. Yen, and T. Juan, "Minimum manhattan distance approach to multiple criteria decision making in multiobjective optimization problems," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 20, pp. 972–985, Dec. 2016.

[47] F. Ruiz, M. Luque, F. Miguel, and M. del Mar Muñoz, "An additive achievement scalarizing function for multiobjective programming problems," *European Journal of Operational Research*, vol. 188, no. 3, pp. 683–694, 2008.

[48] R. Rao, S. Vrudhula, and D. Rakhmatov, "Battery modeling for energy aware system design," *Computer*, vol. 36, pp. 77–87, Dec. 2003.

[49] J. Manwell and J. McGowan, ""lead acid battery storage model for hybrid energy systems," *Solar Energy*, vol. 50, pp. 399–405, 1993.

[50] E. B.-G. S. W. J. Manwell, J. McGowan and A. Leotta, "Evaluation of battery models for wind/hybrid power system simulation," in *in Proceedings of the $5^{th}$ European Wind Energy Association Conference (EWEC '94)*, pp. 1182–1187, 1994.

[51] X. Lin, H. E. Perez, S. Mohan, J. B. Siegel, A. G. Stefanopoulou, Y. Ding, and M. P. Castanier, "A lumped-parameter electro-thermal model for cylindrical batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 257, no. 0, pp. 1–11, 2014.

[52] K. Sun and Q. Shu, "Overview of the types of battery models," in *Proceedings of the $30^{th}$ Chinese Control Conference*, pp. 3644–3648, July 2011.

[53] A. Jokar, B. Rajabloo, M. Désilets, and M. Lacroix, "Review of simplified pseudo-two-dimensional models of lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 327, pp. 44–55, 2016.

[54] A. Seaman, T.-S. Dao, and J. McPhee, "A survey of mathematics-based equivalent-circuit and electrochemical battery models for hybrid and electric vehicle simulation," *Journal of Power Sources*, vol. 256, no. 0, pp. 410–423, 2014.

[55] N. Lin, S. Ci, and H. Li, "An enhanced circuit-based battery model with considerations of temperature effect," in *Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2014 IEEE*, pp. 3985–3989, Sept. 2014.

[56] A. Cordoba-Arenas, S. Onori, and G. Rizzoni, "A control-oriented lithium-ion battery pack model for plug-in hybrid electric vehicle cycle-life studies and system design with consideration of health management," *Journal of Power Sources*, vol. 279, no. 0, pp. 791–808, 2015. $9^{\text{th}}$ International Conference on Lead-Acid Batteries – {LABAT} 2014.

[57] B. d. F. B. F. J. P. H. F. M.-T. A. Bouscayrol, B. Davat and M. Pietrzak-David, "Multimachine multiconverter system : application for electromechanical drives," *European Physics Journal - Applied Physics*, vol. 10, no. 12, pp. 131–147, 2000.

[58] D. Montesinos-Miracle, C. Fontan-Tebar, and H. Vidal-Salvia, "Simulation of an electric racing car using energetic macroscopic representation," in *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, Oct. 2014.

[59] Q. Xia, Z. Wang, Y. Ren, B. Sun, D. Yang, and Q. Feng, "A reliability design method for a lithium-ion battery pack considering the thermal disequilibrium in electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 386, pp. 10–20, 2018.

[60] M. Garg and C. D. Rahn, "Model-based sizing of battery packs for minimum cost," in *2017 American Control Conference (ACC)*, pp. 4159–4164, May 2017.

[61] P. Brodsky, G. Fan, and M. Canova, "Battery pack design and optimization for the osu buckeye current 2016 electric racing motorcycle," in *2016 International Conference on Electrical Systems for Aircraft, Railway, Ship Propulsion and Road Vehicles International Transportation Electrification Conference (ESARS-ITEC)*, pp. 1–6, Nov. 2016.

[62] N. Xue, W. Du, A. Gupta, W. Shyy, A. M. Sastry, and J. R. Martins, "Optimization of a single lithium-ion battery cell with a gradient-based algorithm," *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 160, no. 8, pp. A1071–A1078, 2013.

[63] U. Montanari, "Networks of constraints : Fundamental properties and applications to picture processing," *Information Sciences*, vol. 7, pp. 95–132, 1974.

[64] R. Soto, B. Crawford, S. Misra, E. Monfroy, W. Palma, C. Castro, and F. Paredes, "Constraint programming for optimal design of architectures for water distribution tanks and reservoirs : a case study," 2014.

[65] L. H. Saw, H. M. Poon, H. S. Thiam, Z. Cai, W. T. Chong, N. A. Pambudi, and Y. J. King, "Novel thermal management system using mist cooling for lithium-ion battery packs," *Applied Energy*, vol. 223, pp. 146 – 158, 2018.

[66] L. H. Saw, Y. Ye, A. A. Tay, W. T. Chong, S. H. Kuan, and M. C. Yew, "Computational fluid dynamic and thermal analysis of lithium-ion battery pack with air cooling," *Applied Energy*, vol. 177, pp. 783 – 792, 2016.

[67] A. Berrueta, M. Heck, M. Jantsch, A. Ursúa, and P. Sanchis, "Combined dynamic programming and region-elimination technique algorithm for optimal sizing and management of lithium-ion batteries for photovoltaic plants," *Applied Energy*, vol. 228, pp. 1 – 11, 2018.

[68] T. Petit and A. C. Trapp, "Finding diverse solutions of high quality to constraint optimization problems," in *Proceedings of the $24^{th}$ International Conference on Artificial Intelligence*, IJCAI'15, pp. 260–266, AAAI Press, 2015.

[69] T. Ibaraki, "Building "problem solving engines" for combinatorial optimization problems," in *International Conference on Informatics Research for Development of Knowledge Society Infrastructure, 2004. ICKS 2004.*, pp. 187–193, Mar. 2004.

[70] S. A. Hallaj and J. R. Selman, "A novel thermal management system for electric vehicle batteries using phase-change material," *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 147, no. 9, pp. 3231–3236, 2000.

[71] R. Sabbah, R. Kizilel, J. Selman, and S. Al-Hallaj, "Active (air-cooled) vs. passive (phase change material) thermal management of high power lithium-ion packs : Limitation of temperature rise and uniformity of temperature distribution," *Journal of*

*Power Sources*, vol. 182, no. 2, pp. 630–638, 2008. <ce :title>Selected papers from the International Workshop on Degradation Issues in Fuel Cells</ce :title>.

[72] X. Feng, X. He, M. Ouyang, L. Lu, P. Wu, C. Kulp, and S. Prasser, "Thermal runaway propagation model for designing a safer battery pack with 25ah linixcoymnzo2 large format lithium ion battery," *Applied Energy*, vol. 154, pp. 74 – 91, 2015.